



**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΙΓΑΙΟΥ
ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ**

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΚΩΝ ΚΑΙ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΑΚΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ

ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ

ΔΙΑΔΙΚΤΥΟ ΤΩΝ ΠΡΑΓΜΑΤΩΝ : ΕΥΦΥΗ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝΤΑ ΣΕ ΔΙΚΤΥΑ ΝΕΑΣ ΓΕΝΙΑΣ

Εφαρμογή τεχνικών μηχανικής μάθησης για την βέλτιστη τοποθέτηση αυτόνομων εναέριων οχημάτων και πρόβλεψη των απωλειών διάδοσης σε δίκτυα κινητών επικοινωνιών

(Implementation of Machine Learning techniques for the optimal placement of unmanned aerial vehicles (UAVs) and the prediction of propagation losses in mobile communication networks)

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

του

ΤΣΙΠΗ ΛΕΥΤΕΡΗ

Επιβλέπων: Βουγιούκας Δημοσθένης

Μέλη εξεταστικής επιτροπής: Σκιάνης Χαράλαμπος Σκούτας Δημήτρης

Σάμος, Μάρτιος 2021

Πρόλογος και ευχαριστίες

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε στα πλαίσια του μεταπτυχιακού προγράμματος σπουδών «Διαδίκτυο των Πράγματος: Ευφυή Περιβάλλοντα σε Δίκτυα Νέας Γενιάς» του Τμήματος Μηχανικών Πληροφορικών και Επικοινωνιακών Συστημάτων του Πανεπιστημίου Αιγαίου. Θα ήθελα να ευχαριστήσω ιδιαίτερα τον επιβλέποντα της εργασίας κύριο Δημοσθένη Βουγιούκα, Καθηγητή του τμήματος για την βοήθεια του, καθώς επίσης και για το χρόνο που μου αφιέρωσε. Επιπλέον θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένειά μου και ιδιαίτερα τους γονείς μου για την ενθάρρυνση, την υποστήριξη και τη βοήθεια που μου προσέφεραν όλο αυτό το διάστημα. Τέλος θα ήθελα να ευχαριστήσω την αγαπημένη φίλη μου Αργυρώ Λαφατζή για το κουράγιο και τις συμβουλές που μου έδινε όλο αυτόν τον καιρό.

© [2021]

[ΤΣΙΠΗΣ ΛΕΥΤΕΡΗΣ]

Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικών και Επικοινωνιακών Συστημάτων

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΙΓΑΙΟΥ

Πίνακας περιεχομένων

Περιεχόμενα

1	Τεχνολογία LTE-Advanced	1
1.1	Αρχιτεκτονική LTE-Advanced	1
1.2	Αρχιτεκτονική Πρωτοκόλλων	3
1.2.1	Λογικά Κανάλια	3
1.2.2	Κανάλια Μεταφοράς	4
1.2.3	Φυσικά Κανάλια	4
1.3	Τεχνικές Πολυπλεξίας OFDM-SC-FDM	5
1.3.1	Orthogonal Frequency Division Multiplexing -OFMD	5
1.3.2	SC-FDM	8
1.4	Τεχνικές Πολλαπλής Πρόσβασης στην Διεπαφή Αέρα OFDMA/SC-FDMA	9
1.4.1	OFDMA	9
1.4.2	SC-FDMA	11
1.5	Προγραμματισμός Εξαρτώμενος Από το Κανάλι	12
1.5.1	Κάτω ζεύξη (DownLink)	13
1.6	Μοντέλα Ραδιοκάλυψης σε Αστικά LTE-A Δίκτυα	19
1.6.1	Okumura-Hata Model	19
1.6.2	Dominant Path Model (DPM)	20
1.6.3	Knife Edge Diffraction Model	22
1.6.4	A2G Elevation Angle-Based Model	24
1.6.5	A2G 3GPP Model	25
1.6.6	Μοντέλο Cost 231 – Walfisch – Ikegami	26
2	Τεχνικές Μηχανικής Μάθησης	28
2.1	Αλγόριθμοι Επιβλεπόμενης Μάθησης	29
2.1.1	K-NN	29
2.1.2	Random Forest	31
2.1.3	Support Vector Machine SVM	32
2.2	Αλγόριθμοι μη Επιβλεπόμενης Μάθησης	35
2.2.1	K-means	35
2.2.2	K-medoids	36
3	Μη Επανδρωμένα Αεροσκάφη UAV	38
3.1	Τεχνική Περιγραφή των HAP και LAP Δικτύων	38
3.1.1	Ωφέλιμο Φορτίο (Payload)	39

3.1.2	Μηχανισμοί Πτήσης	39
3.1.3	Εύρος και Υψόμετρο.....	40
3.1.4	Ταχύτητα και Χρόνος Πτήσης.....	41
3.1.5	Παροχή Ενέργειας (Power Supply).....	41
3.2	Μέθοδοι Βέλτιστης Τοποθέτησης.....	42
3.2.1	Centralized-SDLP	42
3.2.2	Centralized-MDLP	44
3.2.3	Localized-MDLP.....	44
4	Προσομοίωση Βέλτιστης Τοποθέτησης των UAVS σε Αστική Περιοχή Κάλυψης Μέσω Τεχνικών Μηχανικής Μάθησης.....	50
4.1	Περίπτωση Οπτικής Επαφής Μεταξύ Πομπού και Δέκτη (LOS).....	54
4.1.1	Προγραμματισμένη Τοποθέτηση.....	54
4.1.2	Τυχαία Τοποθέτηση	57
4.2	Περίπτωση μη Οπτικής Επαφής Μεταξύ Πομπού και Δέκτη (NLOS).....	59
4.2.1	Προγραμματισμένη Τοποθέτηση.....	59
4.2.2	Τυχαία Τοποθέτηση	62
5	Προσομοίωση Μοντελοποίησης Καναλιών Μέσω Αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης σε Σενάρια Εναέριας-Επίγειας Δικτύωσης.....	65
5.1	Διαδικασία Συλλογής Δεδομένων.....	65
5.2	Διαδικασία Εκπαίδευσης και Επικαιροποίησης των Αλγορίθμων.....	68
5.3	Παρουσίαση Αποτελεσμάτων	69
5.4	Ανάπτυξη Εφαρμογής Πρόβλεψης Απωλειών Διάδοσης	73
6	Συμπεράσματα.....	79
	Βιβλιογραφία.....	81

Λίστα Σχημάτων

Σχήμα 1: Αρχιτεκτονική του δικτύου πρόσβασης E-UTRAN [3].....	2
Σχήμα 2: Αρχιτεκτονική του EPC [3].....	3
Σχήμα 3: Διαφορές μεταξύ FDM και OFDM [4]	5
Σχήμα 4: Φασματική μορφή 3 τετραγωνικών παλμών μετάδοσης OFDM που αντιστοιχούν σε 3 σύμβολα [4].	6
Σχήμα 5: Σύστημα ενός OFDM πομπού και δέκτη [6]	8
Σχήμα 6: Δομικά στοιχεία OFDM πλαισίου χρόνου – συχνότητας [6].....	9
Σχήμα 7: Ανάλυση των frames [6]	10
Σχήμα 8: Διαφορές μεταξύ OFDMA και SC-FDMA [6]	11
Σχήμα 9: Αλληλεπίδραση μονάδων Scheduler, Link Adaption & Power Control.....	12
Σχήμα 10: Διάγραμμα αστερισμού QPSK.....	14
Σχήμα 11: Ψηφιακές Διαμορφώσεις Παράδειγμα: QPSK, 16QAM, 64 QAM[6]	15
Σχήμα 12: Μοντέλο Κυρίαρχης Διαδρομής (Dominant Path Model DPM)	20
Σχήμα 13: Σύγκριση μεταξύ διαφορετικών μοντέλων πρόβλεψης απωλειών (COST 231 RAY TRACING DPM) [8]	21
Σχήμα 14: Αναπαράσταση ζώνων fresnel [9]	22
Σχήμα 15: Παραδείγματα περιθάλψης [9].....	23
Σχήμα 16 Σενάριο χρήσης του A2G Elevation Angle-Based Model	25
Σχήμα 17: Εφαρμογή KNN αλγορίθμου στάδιο πρώτο	30
Σχήμα 18: Εφαρμογή KNN αλγορίθμου στάδιο δεύτερο.....	30
Σχήμα 19: Αρχιτεκτονική του Random Forest αλγορίθμου.	32
Σχήμα 20: SVM Αλγόριθμος.....	33
Σχήμα 21: Εφαρμογή του SVM αλγορίθμου.....	34
Σχήμα 22: Εφαρμογή του K-means αλγορίθμου	36
Σχήμα 23: Διαφορά ταξινόμησης μεταξύ K-means και K-Medoids	37
Σχήμα 24: Εικόνες διαφορετικών τύπων UAVs. (a) Parrot Swing (front view). (b) Kogan Nano Drone. (c) Parrot Disco. (d) DJI Spreading Wings S900. (e) Scout B-330 UAV helicopter. (f) Predator B.....	40
Σχήμα 25: C-SDLP αλγόριθμος	43
Σχήμα 26: Localized – MDLO	46
Σχήμα 27: Μέγιστη δυνατή διάμετρος του συγχωνευμένης ακτίνας κάλυψης	47
Σχήμα 28 Διαφορά υψομέτρου μεταξύ αυτής που υπολογίζεται από τον αλγόριθμο SEC και του πραγματικού υψομέτρου	48
Σχήμα 29: Δίκτυο τριών μακροκυψελών	52
Σχήμα 30 Μέση ισχύς λήψης των χρηστών για Planed LOS συνθήκη	55

Σχήμα 31: Ποσοστό εκφόρτωσης χρηστών από τις μακροκυψέλες για Planed LOS συνθήκη.....	55
Σχήμα 32 : Μέση τιμή SINR των χρηστών για Planed LOS συνθήκη.....	56
Σχήμα 33 Spectral Efficiency των χρηστών για Planed LOS συνθήκη.....	56
Σχήμα 34: Μέση ισχύς λήψης των χρηστών για Random LOS συνθήκη	57
Σχήμα 35: Ποσοστό εκφόρτωσης χρηστών από τις μακροκυψέλες για Random LOS συνθήκη.....	58
Σχήμα 36: Μέση τιμή SINR των χρηστών για Random LOS συνθήκη.....	58
Σχήμα 37: Spectral Efficiency των χρηστών για Random LOS συνθήκη.....	59
Σχήμα 38: Μέση ισχύς λήψης των χρηστών για Planed NLOS συνθήκη	60
Σχήμα 39: Ποσοστό εκφόρτωσης χρηστών από τις μακροκυψέλες για Planed NLOS συνθήκη.....	60
Σχήμα 40: Μέση τιμή SINR των χρηστών για Planed NLOS συνθήκη.....	61
Σχήμα 41: Spectral Efficiency των χρηστών για Planed NLOS συνθήκη.....	61
Σχήμα 42: Μέση ισχύς λήψης των χρηστών για Random NLOS συνθήκη	62
Σχήμα 43: Ποσοστό εκφόρτωσης χρηστών από τις μακροκυψέλες για Random NLOS συνθήκη.....	63
Σχήμα 44: Μέση τιμή SINR των χρηστών για Random NLOS συνθήκη.....	63
Σχήμα 45: Spectral Efficiency των χρηστών για Random NLOS συνθήκη.....	64
Σχήμα 46: Προσομοιωμένα αποτελέσματα απωλειών διάδοσης για το UAVeNB 1 σε αστικό περιβάλλον.	66
Σχήμα 47: Προσομοιωμένα αποτελέσματα απωλειών διάδοσης για το UAVeNB 2 σε αστικό περιβάλλον.	66
Σχήμα 48: Προσομοιωμένα αποτελέσματα απωλειών διάδοσης για το UAVeNB 3 σε αστικό περιβάλλον.	67
Σχήμα 49: Σύγκριση μεταξύ των προσομοιωμένων απωλειών διάδοσης και της πρόβλεψης από το εμπειρικό μοντέλο COST231 Walfisch-Ikegami για συνθήκη LOS.	71
Σχήμα 50: Σύγκριση μεταξύ των προσομοιωμένων απωλειών διάδοσης και της πρόβλεψης από το εμπειρικό μοντέλο COST231 Walfisch-Ikegami για συνθήκη NLOS.....	71
Σχήμα 51: Σύγκριση μεταξύ των προσομοιωμένων απωλειών διάδοσης και της πρόβλεψης από αλγόριθμους μηχανικής μάθησης για συνθήκη LOS.....	72
Σχήμα 52: Σύγκριση μεταξύ των προσομοιωμένων απωλειών διάδοσης και της πρόβλεψης από αλγόριθμους μηχανικής μάθησης για συνθήκη NLOS	73
Σχήμα 53: Αρχιτεκτονική συστήματος.....	75
Σχήμα 54: Client Site.....	76
Σχήμα 55: Στατιστικά απόδοσης αλγορίθμου KNN.....	76
Σχήμα 56: Φόρμα συμπλήρωσης από τον χρήστη.....	77
Σχήμα 57: Server site.....	77
Σχήμα 58: Πρόβλεψη νέας τιμής απωλειών διάδοσης	78

Λίστα Πινάκων

Πίνακας 1: Μέγεθος κυκλικού προθέματος	7
Πίνακας 2: Αντιστοίχιση των 16 τιμών CQI σε παραμέτρους του LA	13
Πίνακας 3: Αποστολή TFS ως modulation index στο downlink PDCCH για το επόμενο scheduled PDSCH Subframe.....	16
Πίνακας 4: Αποστολή TFS ως modulation index στο downlink PDCCH για το επόμενο scheduled PUSCH Subframe στο Uplink.....	18
Πίνακας 5: Τιμές των παραμέτρων αναλογα με την περιοχή χρήσης.....	25
Πίνακας 6: Χαρακτηριστικά των διάφορων τύπων από drones	38
Πίνακας 7 Πίνακας παραμέτρων προσομοιώσεων	53
Πίνακας 8: Παράμετροι προσομοίωσης δικτύου	67
Πίνακας 9 Στατιστικές μετρικές σφαλμάτων των εξετασμένων αλγορίθμων μηχανής μάθησης και των εμπειρικών μοντέλων σε αστικό περιβάλλον	69

Ακρωνύμια

2D	Two dimensional
3D	Three dimensional
4G	Fourth generation
5G	Fifth generation
AWGN	Additive white Gaussian noise
AP	Access point
A2G	Air-to-ground
A2A	Air-to-air
ACK	Acknowledgement
BS	Base station
BER	Bit error rate
BF	Beamforming
CA	Carrier aggregation
CQI	Channel quality indicator
EUTRA	Evolved UTRA
ITU-R	International telecommunication union—Radiocommunications standardization sector
LoS	Line-of-sight
LP	Linear program
LTE	Long-term evolution
ME	Mean Error
MAPE	Mean Absolute Percentage Error
MIMO	Multiple-input and multiple-output
MISO	Multiple-input and single-output
MU-MIMO	Multi-user MIMO
MBS	Macro-cell base station
NLoS	Non-line-of-sight
OFDM	Orthogonal frequency division multiplexing
OFDMA	Orthogonal frequency division multiple access
OMA	Orthogonal multiple access
OSTBC	Orthogonal space-time block coding
PC	Power control
PL	Path Loss
PRB	Physical resource block
PHY	Physical layer
PSD	Power spectral density
QAM	Quadrature amplitude modulation
QoS	Quality of service

QPSK	Quadrature phase shift keying
RA	Random access
RAN	Radio access network
RE	Resource element
RF	Radio frequency
SC	Sub-carrier
SC-FDMA	Single carrier frequency division multiple access
SBS	Small-cell base station
SINR	Signal-to-interference-plus-noise ratio
SNR	Signal-to-noise ratio
SVM	Support vector machine
TDM	Time division multiplexing
TDMA	Time division multiple access
U2X	UAV-to-everything
U2N	UAV-to-network
U2U	UAV-to-UAV
UAV	Unmanned aerial vehicle
UTRAN	UMTS terrestrial radio access network
WCDMA	Wideband CDMA

Περίληψη

Οι επικοινωνίες πέμπτης γενιάς (5G) και πέρα από αυτές χαρακτηρίζονται κυρίως από (i) μαζική συνδεσιμότητα (massive connectivity), (ii) αξιοπιστία και χαμηλή καθυστέρηση (ultra-reliability and low latency), και (iii) αυξημένη ρυθμαπόδοση (throughput). Η ικανοποίηση αυτών των στόχων σε συνδυασμό με την ταχεία ανάπτυξη των εφαρμογών του Διαδικτύου των πραγμάτων (IoT) αποτελεί μια δύσκολη εργασία, ειδικά σε εξαιρετικά δυναμικά και ετερογενή περιβάλλοντα. Μια πολλά υποσχόμενη προσέγγιση είναι η υιοθέτηση μη επανδρωμένων εναέριων οχημάτων (UAV) ως χρήστες εναέριας κυκλοφορίας (UE) ή εναέριοι σταθμοί βάσης. (BS). Συγκεκριμένα, οι επικοινωνίες που βασίζονται σε UAV μπορούν να βελτιώσουν την απόδοση του δικτύου σε καταστάσεις έκτακτης ανάγκης, παρέχοντας γρήγορη ανάκτηση υπηρεσιών και εκφόρτωση ήδη υπάρχοντος δικτύου σε εξαιρετικά μεγάλο όγκο δεδομένων σενάρια. Αυτά τα χαρακτηριστικά έχουν προσελκύσει το ενδιαφέρον των οργανισμών τυποποίησης[1] και την ακαδημαϊκή κοινότητα. Επιπλέον, η ενσωμάτωση τεχνικών τεχνητής νοημοσύνης (AI) και μηχανικής μάθησης (ML) σε ασύρματα δίκτυα μπορεί να αξιοποιήσει την ευφυΐα για την αντιμετώπιση διαφόρων θεμάτων. Έτσι, ο συνδυασμός AI / ML και UAV φαίνεται να συσχετίζεται έντονα σε διάφορους κλάδους και εφαρμογές και σε όλα τα επίπεδα του δικτύου, υποσχόμενος πρωτοφανή κέρδη απόδοσης και μείωση της πολυπλοκότητας. Ωστόσο, αυτός ο νέος βαθμός ελευθερίας που θα συμπεριληφθεί στο δίκτυο θα προσθέσει επίσης νέες προκλήσεις. Μια από αυτές είναι η εύρεση των βέλτιστων σημείων τοποθέτησης (optimal placement) των μη επανδρωμένων οχημάτων, έτσι ώστε να επιτυγχάνεται η καλύτερη δυνατή σύνδεση με όλους τους χρήστες του δικτύου καθώς και η εύρεση του ελάχιστου αριθμού των μη επανδρωμένων αεροσκαφών που θα πρέπει να χρησιμοποιηθούν.

Μια άλλη σημαντική πρόκληση είναι η μοντελοποίηση καναλιών (channel modeling) σε σενάρια εναέριας-επίγειας δικτύωσης (air-to-ground path loss models). Τα περισσότερα υπάρχοντα μοντέλα υιοθετούν μια 2-διαστάσεων (2D) επιφάνεια όπου ο πομπός και ο δέκτης, είναι στο ίδιο ύψος. Σε αυτή την έρευνα, τα αεροσκάφη μπορούν να τοποθετηθούν σε οποιοδήποτε σημείο ενός 3D χώρου και ως εκ τούτου απαιτείται 3D μοντελοποίηση. Ωστόσο, ο κλάδος της Μηχανικής Μάθησης παρέχει ικανοποιητικά αποτελέσματα στην αντιμετώπιση τέτοιων προκλήσεων. Οι τεχνικές μηχανικής μάθησης συνήθως ταξινομούνται σε τρεις μεγάλες κατηγορίες, ανάλογα με τη φύση του προβλήματος. Αυτές είναι :

- Επιβλεπόμενη μάθηση (supervised learning).
- Μη επιβλεπόμενη μάθηση (unsupervised learning).
- Ενισχυτική μάθηση (reinforcement learning).

Σκοπός της συγκεκριμένης διπλωματικής εργασίας είναι η μελέτη των αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης και η εφαρμογή τους για την αντιμετώπιση τέτοιων προκλήσεων. Συγκεκριμένα, μελετώνται και εφαρμόζονται κατάλληλες τεχνικές Μηχανικής Μάθησης που να επιτυγχάνουν :

- Την βέλτιστη τοποθέτηση των UAVs σε αστική περιοχή κάλυψης.
- Τον ελάχιστο αριθμό των UAVs που θα πρέπει να χρησιμοποιηθούν.
- Την μοντελοποίηση καναλιών σε σενάρια εναέριας-επίγειας δικτύωσης και την επαλήθευσή τους μέσω του προγραμματιστικού περιβάλλοντος διάδοσης [WinProp](#).

Η προσομοίωση εστιάζει σε σχετικά καινοτόμα σενάρια που προσφέρουν μία σφαιρική άποψη των πλεονεκτημάτων των αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης, καθώς και των UAVs σε δίκτυα κινητών επικοινωνιών.

Η παρούσα εργασία αποτελείται από 7 κεφάλαια. Στο πρώτο κεφάλαιο, περιγράφεται η αρχιτεκτονική του LTE-A καθώς και η αρχιτεκτονική των πρωτοκόλλων. Επιπλέον, περιγράφονται οι τεχνολογίες στις οποίες βασίζεται το LTE-A και επιτρέπουν την επίτευξη των απαιτητικών σχεδιαστικών στόχων. Στο δεύτερο κεφάλαιο, γίνεται αναλυτική περιγραφή των κατηγοριών Μηχανικής Μάθησης που υπάρχουν στην βιβλιογραφία όπως και αναλυτική παρουσίαση των αλγορίθμων που χρησιμοποιήθηκαν στα κεφάλαια των προσομοιώσεων. Στο τρίτο κεφάλαιο, περιγράφονται τα τεχνικά χαρακτηριστικά των μη επανδρωμένων αεροσκαφών καθώς και οι βέλτιστες τεχνικές τοποθέτησης τους στα υπάρχοντα δίκτυα. Στο τέταρτο κεφάλαιο, αναπτύσσονται και αναλύονται οι προσομοιώσεις που αφορούν τα σενάρια βέλτιστης τοποθέτησης των UAV στα LTE δίκτυα μέσω τεχνικών Μηχανικής Μάθησης. Στο πέμπτο κεφάλαιο, εφαρμόζεται η προσομοίωση μοντελοποίησης καναλιών μέσω αλγορίθμων μηχανικής μάθησης σε σενάρια εναέριας-επίγειας δικτύωσης. Τέλος στο έκτο κεφάλαιο, αναλύουμε τα αποτελέσματα των μεθόδων αντιμετώπισης των προαναφερόμενων προκλήσεων, βγάζουμε τα ανάλογα συμπεράσματα και περιγράφουμε μελλοντικές εργασίες που θα μπορούσαν να γίνουν σχετικά με την αντιμετώπιση των προκλήσεων που αφορούν την βέλτιστη τοποθέτηση των UAV και την πρόβλεψη των απωλειών διάδοσης σε A2G κανάλια.

Λέξεις Κλειδιά: *Δίκτυα 5^{ης} Γενιάς, Μηχανική Μάθησης, Μη Επανδρωμένα Εναέρια Οχήματα, Βέλτιστη Τοποθέτηση, Μοντέλα Απωλειών Διάδοσης*

Abstract

Fifth generation (5G) and beyond communications are mainly characterized by (i) massive connectivity, (ii) reliability and low latency, and (iii) increased throughput. Meeting these goals combined with the rapid development of Internet of Things (IoT) applications is a difficult task, especially in highly dynamic and heterogeneous environments. A promising approach is to adopt unmanned aerial vehicles (UAVs) as air traffic (UE) users or as air base stations. (BS).

In particular, UAV-based communications can improve network performance in emergencies by providing fast recovery of services and offloading of existing network in extremely large data volumes. These characteristics have attracted the interest of standardization bodies [1] and the academic community. In addition, integrating artificial intelligence (AI) and machine learning (ML) techniques into wireless networks can leverage intelligence to address a variety of issues. Thus, the combination of AI / ML and UAV seems to be strongly correlated in various industries and applications and at all levels of the network, promising performance gains and reduced complexity. However, this new degree of freedom that will be included in the network will also add new challenges.

One of them is to find the optimal placement of unmanned vehicles so as to achieve the best possible connection with all network users as well as to find the minimum number of unmanned aircraft to be used. Another major challenge is channel modeling in air-to-ground path loss models. Most existing models adopt a 2-dimensional (2D) surface where the transmitter and receiver are at the same height. In this research, aircraft can be placed anywhere in a 3D space and therefore 3D modeling is required. However, the field of Machine Learning provides satisfactory results in addressing such challenges. Machine learning techniques are usually classified into three broad categories, depending on the nature of the problem. These are :

- Supervised learning.
- Unsupervised learning.
- Reinforcement learning

The purpose of this dissertation is the study and application of Machine Learning algorithms to address such challenges. Specifically, the appropriate Machine Learning techniques should be studied and applied to achieve:

- The optimal placement of UAVs in an urban coverage area.
- The minimum number of UAVs to be used.
- Channel modeling in overhead-network networking scenarios and their verification through the WinProp propagation programming environment.

The simulation will focus on relatively innovative scenarios that offer a comprehensive view of the advantages of Machine Learning algorithms as well as UAVs in mobile networks.

This paper consists of 7 chapters. The first chapter describes the LTE-A architecture as well as the protocol architecture. The technologies on which LTE-A is based and allow the achievement of demanding design goals are also described. The second chapter provides a detailed description of the categories of machine learning that exist in the literature as well as a detailed presentation of the algorithms used in the chapters of the simulations. The third chapter describes the technical characteristics of the unmanned aircraft as well as the best techniques for their placement in the

existing networks. The fourth chapter develops and analyzes the simulations concerning the scenarios of optimal placement of UAVs in LTE networks through machine learning techniques. In the fifth chapter the simulation of channel modeling through machine learning algorithms in aerial-ground networking scenarios is applied. Finally, in the sixth chapter, we analyze the results of the methods of addressing the above-mentioned challenges, draw the appropriate conclusions and describe future work that could be done to address the challenges of optimally positioning UAVs and predicting A2G propagation losses.

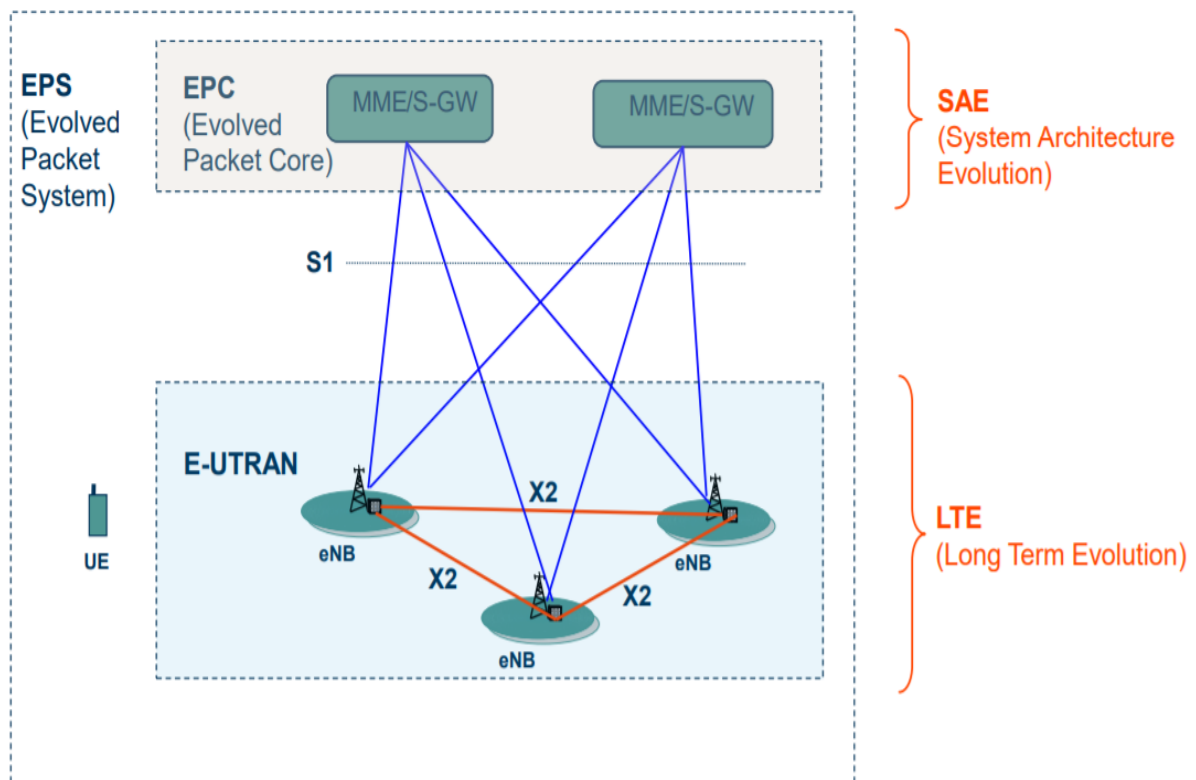
Keywords: *5th Generation Networks, Machine Learning, Unmanned Aerial Vehicles, Optimal Positioning, Path Loss Models*

1

Τεχνολογία LTE-Advanced

1.1 Αρχιτεκτονική LTE-Advanced

Ο κύριος στόχος της τεχνολογίας LTE [2] είναι η ανάπτυξη ολοκληρωμένου προηγμένου συστήματος, συμπεριλαμβανομένου του δικτύου κορμού, για την μετάδοση δεδομένων υψηλού ρυθμού, χαμηλής καθυστέρησης και υποστήριξης τεχνολογίας πολλαπλής ραδιοπρόσβασης. Παράλληλα με την ανάπτυξη του UMTS για το LTE μέσω του E-UTRAN, πραγματοποιήθηκαν ανεξάρτητες διεργασίες με στόχο την εξέλιξη του Κεντρικού Δικτύου (Core Network CN), έργο που πήρε την ονομασία System Architecture Evolution (SAE). Η εξέλιξη του CN οδήγησε στη δημιουργία του Evolved Packet System (EPS). Η αρχιτεκτονική του δικτύου πρόσβασης E-UTRAN παρουσιάζεται στο **Σχήμα 1** [3]. Το E-UTRAN αποτελείται από τα E-NodeBs που συνθέτουν το E-UTRAN επίπεδο χρήστη (user plane) και το επίπεδο ελέγχου (control plane). Κάθε eNB είναι ένας σταθμός βάσης που ελέγχει τα κινητά σε μια ή περισσότερες κυψέλες. Ο σταθμός βάσης που επικοινωνεί με ένα κινητό είναι γνωστός ως ο eNB εξυπηρέτησής του. Ο eNB στέλνει ασύρματες μεταδόσεις σε όλα τα κινητά στην κάτω ζεύξη και δέχεται μεταδόσεις από αυτά στην άνω ζεύξη, χρησιμοποιώντας τις λειτουργίες επεξεργασίας σήματος της LTE διεπαφής αέρα οπότε θα τις αναλύσουμε στο επόμενο κεφάλαιο.



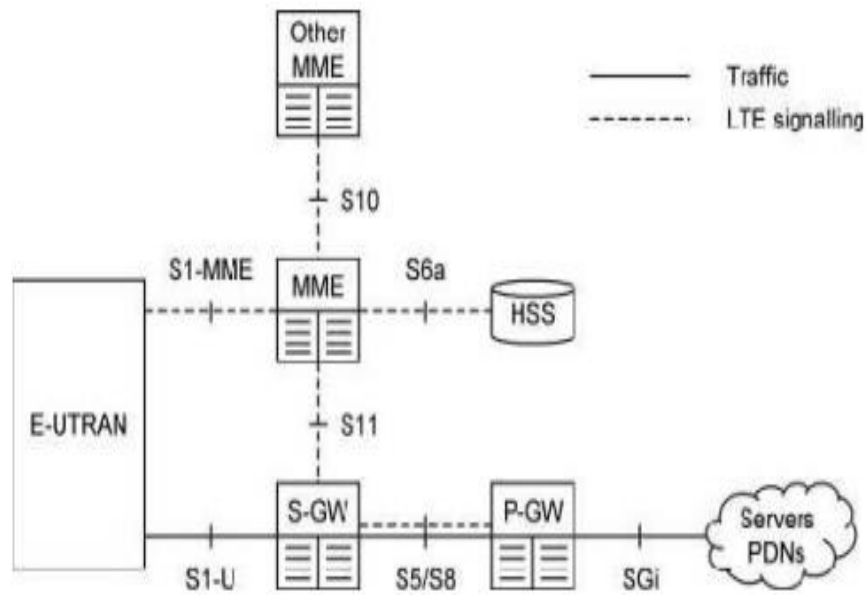
Σχήμα 1: Αρχιτεκτονική του δικτύου πρόσβασης E-UTRAN [3]

Ο eNB ελέγχει την χαμηλού επιπέδου λειτουργία όλων των κινητών του, στέλνοντας τους μηνύματα σηματοδοσίας. Κάθε eNB είναι συνδεδεμένος με το EPC μέσω της διεπαφής S1. Μπορεί επίσης να συνδεθεί σε κοντινούς σταθμούς βάσης μέσω της διεπαφής X2, η οποία χρησιμοποιείται κυρίως για σηματοδότηση και προώθηση πακέτων κατά την διάρκεια της παράδοσης. Στο Σχήμα 2 [3] παρουσιάζονται τα κύρια συστατικά του EPC. ΗSS είναι μια κεντρική βάση δεδομένων που περιέχει τις πληροφορίες για όλους τους συνδρομητές. Η Πύλη Δικτύου Πακέτων Δεδομένων (PDN) (P-GW) διαθέτει κατάλληλες διεπαφές για να επικοινωνήσει με άλλα εξωτερικά PDN ή με μια πλατφόρμα IMS. Κάθε κινητό εκχωρείται σε διάφορες πύλες PDNs ανάλογα αν επιθυμεί να συνδεθεί σε προσθετικά PDNs. Η Πύλη Εξυπηρέτησης (S-GW) ενεργεί σαν ένας δρομολογητής και προωθεί τα δεδομένα μεταξύ του eNB και της πύλης (P-GW). Κάθε κινητό εκχωρείται σε μια ενιαία S-GW, αλλά η S-GW μπορεί να αλλάξει αν το κινητό μετατοπίζεται πολύ μακριά.

Ο Φορέας Διαχείρισης Κινητικότητας (MME) ελέγχει την υψηλού επιπέδου λειτουργία του κινητού, στέλνοντάς του μηνυμάτα σηματοδοσίας σχετικά με θέματα όπως η ασφάλεια και η διαχείριση ροών δεδομένων που δεν σχετίζονται με ραδιοεπικοινωνίες. Όπως και με την S-GW, ένα τυπικό δίκτυο μπορεί να περιέχει ελάχιστους MMEs, καθένας από τους οποίους καλύπτει μία ορισμένη γεωγραφική περιοχή. Κάθε κινητό εκχωρείται σε έναν ενιαίο MME, ο οποίος είναι γνωστός ως ο MME εξυπηρέτησής του, αλλά αυτό μπορεί να αλλάξει αν το κινητό κινείται αρκετά μακριά. Ο MME ελέγχει επίσης τα άλλα στοιχεία του δικτύου, μέσω των μηνυμάτων σηματοδοσίας που είναι στο εσωτερικό του EPC.

Η διεπαφή μεταξύ των πυλών εξυπηρέτησης και PDN είναι γνωστή ως S5/S8. Αυτό έχει δύο ελαφρώς διαφορετικές εφαρμογές, δηλαδή το S5 αν οι δύο συσκευές είναι στο ίδιο δίκτυο και το

S8 αν είναι σε διαφορετικά δίκτυα. Για τα κινητά που δεν χρησιμοποιούν την υπηρεσία περιαγωγής, οι πύλες εξυπηρέτησης και PDN μπορούν να ενσωματωθούν σε μια ενιαία συσκευή, έτσι ώστε η διεπαφή S5/S8 να εξαφανίζεται εντελώς. Αυτό μπορεί να είναι χρήσιμο λόγω της σχετικής μείωσης της καθυστέρησης.



Σχήμα 2: Αρχιτεκτονική του EPC [3]

1.2 Αρχιτεκτονική Πρωτοκόλλων

1.2.1 Λογικά Κανάλια

Τα λογικά κανάλια μπορούν να ταξινομηθούν με δυο τρόπους. Σε λογικά κανάλια μεταφοράς, τα οποία μεταφέρουν δεδομένα στο επίπεδο χρήστη, και σε λογικά κανάλια ελέγχου, τα οποία μεταφέρουν μηνύματα σηματοδότησης στο επίπεδο ελέγχου. Να σημειωθεί ότι αποκλειστικά λογικά κανάλια διατίθενται σε ένα συγκεκριμένο κινητό. Τα λογικά κανάλια είναι :

- Κανάλι Ελέγχου Ευρυεκπομπής (Broadcast Control Channel-BCCH) : Είναι το κανάλι μέσω του οποίου στέλνεται πληροφορία από το δίκτυο σε όλα τα κινητά τερματικά της κυψέλης για τις ρυθμίσεις του συστήματος.
- Κανάλι Ελέγχου Τηλεειδοποίησης (Paging Control Channel-PCCH) : Είναι το κανάλι που χρησιμοποιείται για να στέλνει τηλεειδοποίησης σε κινητά τερματικά των οποίων η θέση δεν είναι γνωστή στο δίκτυο.
- Αποκλειστικό Κανάλι Ελέγχου (Dedicated Control Channel-DCCH) : Είναι το κανάλι που μεταφέρει αποκλειστικά πληροφορίες ελέγχου από και προς το κινητό τερματικό. Το κανάλι αυτό χρησιμοποιείται για τη διάρθρωση των ρυθμίσεων του τερματικού σε περιπτώσεις μεταπομπής σε άλλη κυψέλη.

- Κανάλι Ελέγχου Πολυεκπομπής (Multicast Control Channel-MCCH) : Μεταφέρει πληροφορίες ελέγχου για την λήψη πληροφοριών σχετικές με το σήμα πολυεκπομπής.
- Αποκλειστικό Κανάλι Κίνησης (Dedicated Traffic Channel-DTCH) : Είναι το κανάλι το οποίο χρησιμοποιείται για την κίνηση δεδομένων από και προς τον τερματικό χρήστη.
- Κανάλι Πολυεκπομπής Κίνησης (Multicast Traffic Channel-MTCH) : Είναι το κανάλι που χρησιμοποιείται για να στέλνει υπηρεσίες ευρυεκπομπής και πολυεκπομπής (multimedia broadcast multicast services) στην κατερχομένη ζεύξη

1.2.2 Κανάλια Μεταφοράς

Οι κύριες διαφορές μεταξύ των καναλιών μεταφοράς βρίσκονται στις προσεγγίσεις τους για έλεγχο σφαλμάτων. Ειδικότερα, τα UL-SCH και DL-SCH είναι τα μόνα κανάλια μεταφοράς που χρησιμοποιούν τις τεχνικές ARQ και HARQ, όπως επίσης είναι τα μόνα κανάλια που μπορούν να προσαρμόσουν το ρυθμό κωδικοποίησής ανάλογα με το SINR. Τα άλλα κανάλια μεταφοράς χρησιμοποιούν μόνο εμπρόσθια διόρθωση λάθους και έχουν ένα σταθερό ρυθμό κωδικοποίησης. Τα κανάλια μεταφοράς είναι :

- Κανάλι Ευρυεκπομπής (Broadcast Channel-BCH) : Χρησιμοποιείται για να μεταδώσει προς όλους τους χρήστες βασικά μέρη του BCCH.
- Κανάλι Τηλεειδοποίησης (Paging Channel-PCH) : Χρησιμοποιείται για τη μετάδοση πληροφορίας από το λογικό κανάλι PCCH.
- Κοινό Κανάλι Κατερχομένης Ζεύξης (Downlink Shared Channel-DL-SCH) : Αποτελεί τι κύριο κανάλι μεταφοράς της πληροφορίας της κατερχομένης ζεύξης. Υποστηρίζει υβριδικό HARQ και χωρική πολυπλεξία.
- Κανάλι Πολυεκπομπής (Multicast Channel-MCH) : Υποστηρίζει υπερθέσεις MBMS.
- Κοινό Κανάλι Ανερχόμενης Ζεύξης (Uplink Shared Channel-DL-SCH) : Χρησιμοποιείται για την μετάδοση δεδομένων στην ανερχομένη ζεύξη.

1.2.3 Φυσικά Κανάλια

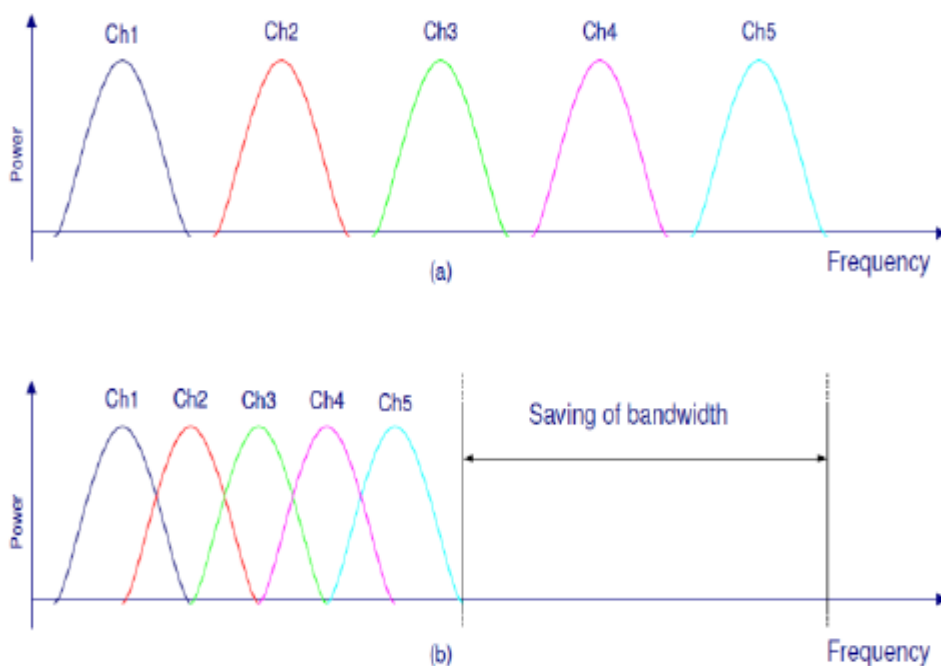
Στην κάτω ζεύξη, υπάρχει μια αντιστοίχιση ένα-προς-ένα μεταξύ των φυσικών καναλιών ελέγχου και των πληροφοριών ελέγχου που αναφέρονται παραπάνω. Ως εκ τούτου, το Φυσικό Κανάλι Ελέγχου Κάτω Ζεύξης (PDCCH), το Φυσικό Κανάλι Ελέγχου του Δείκτη Διαμόρφωσης (PCFICH) και το Φυσικό Κανάλι Δείκτη HARQ (PHICH), μεταφέρουν τις Πληροφορίες Ελέγχου Κάτω Ζεύξης (DCI), ελέγχουν τους Δείκτες Διαμόρφωσης Ελέγχου (CFIs) και τους Δείκτες HARQ (HIs), αντίστοιχα.

Το Relay Physical Downlink Control Channel (R-PDCCH) υποστηρίζει τη χρήση της μετεγκατάστασης και παρουσιάστηκε για πρώτη φορά στην Έκδοση 10. Οι UCI αποστέλλονται στο PUSCH εάν το κινητό εκπέμπει δεδομένα άνω ζεύξης ταυτόχρονα, και διαφορετικά στο Φυσικό Κανάλι Ελέγχου Άνω Ζεύξης (PUCCH). Τα PUSCH και PUCCH μεταδίδονται σε διαφορετικά σύνολα υπό-φερουσών και έτσι η διάταξη αυτή διατηρεί το χαρακτήρα ενιαίου φέροντος της μετάδοσης άνω ζεύξης, σύμφωνα με τις απαιτήσεις του SC-FDMA.

1.3 Τεχνικές Πολυπλεξίας OFDM-SC-FDM

1.3.1 Orthogonal Frequency Division Multiplexing -OFDM

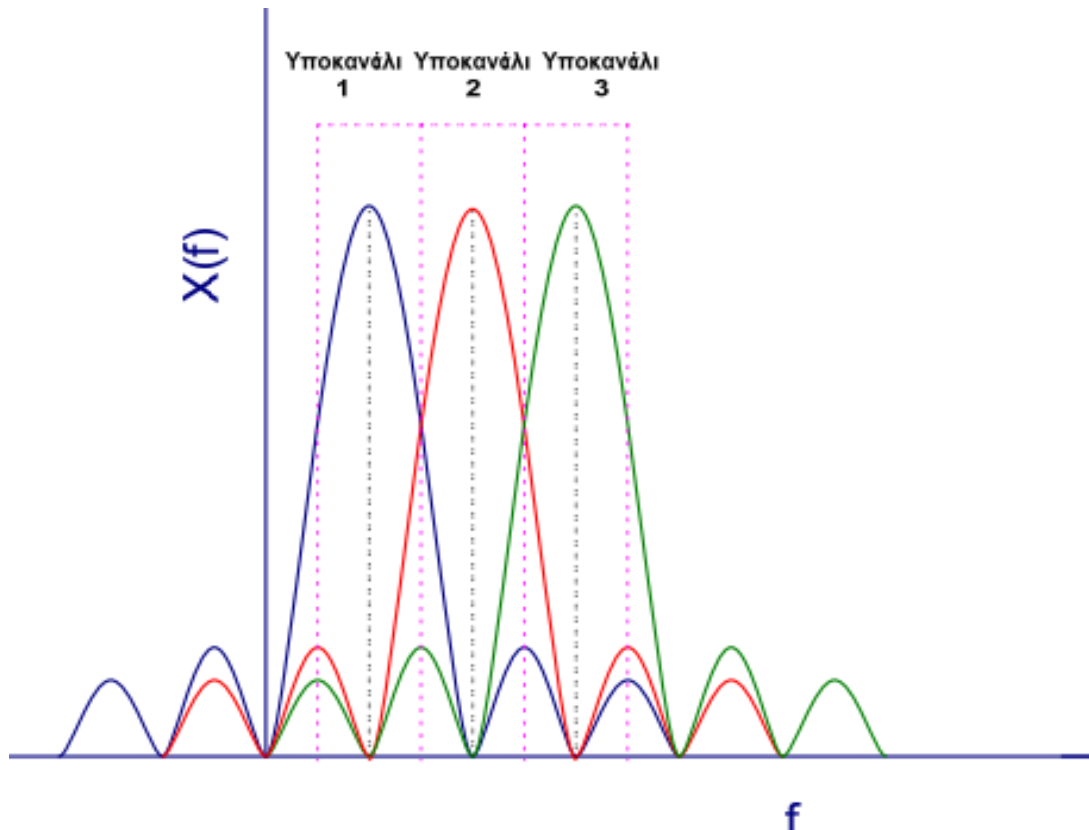
Ένα μεγάλο μειονέκτημα της μετάδοσης με πολυπλεξία διαίρεσης συχνότητας FDM είναι ότι παρόλο που τα σήματα-σύμβολα είναι μεγάλης χρονικής διάρκειας, η παράλληλη μετάδοσή τους δεν μπορεί να γίνει χωρίς να υπάρχει κάποια, έστω και μικρή, φασματική επικάλυψη τους στο πεδίο της συχνότητας (Inter-Carrier Interference - ICI). Για να αντιμετωπιστεί το φαινόμενο αυτό, που θα είχε ως αποτέλεσμα την απώλεια χρήσιμης πληροφορίας και την υποβάθμιση στην ποιότητα της επικοινωνίας, θα πρέπει να κρατούνται μεγάλες αποστάσεις μεταξύ των γειτονικών υποκαναλιών (subchannels). Οι αποστάσεις αυτές είναι αρκετά μεγάλες και έχουν ως αποτέλεσμα τη δέσμευση μεγάλου εύρους φάσματος σε σχέση με τη μεταδιδόμενη πληροφορία όπως φαίνεται στο **Σχήμα 3** [4].



Σχήμα 3: Διαφορές μεταξύ FDM και OFDM [4]

Το παραπάνω πρόβλημα αντιμετωπίστηκε με την OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing) η οποία κρίθηκε ως η καταλληλότερη μέθοδος για μετάδοση υψηλού ρυθμού δεδομένων. Η OFDM αποτελεί μία τεχνολογία μετάδοσης πολλαπλών φερόντων η οποία αναπαριστά το συνολικό εύρος ζώνης ως ένα σύνολο πολλών καναλιών στενής ζώνης. Δηλαδή, η βασική αρχή του OFDM είναι ο διαχωρισμός του διαθέσιμου φάσματος σε παράλληλα κανάλια στενής ζώνης (narrowband) που αναφέρονται ως subcarriers (υπό-φέροντα). Η βασική αρχή της ορθογωνιότητας εξασφαλίζει ότι στα σημεία όπου το φάσμα ενός υποκαναλιού παρουσιάζει κορυφή, εκεί το φάσμα των γειτονικών υποκαναλιών θα παρουσιάζει μηδενισμό. Για να ισχύει αυτό

θα πρέπει τα υποκανάλια να έχουν φέρουσες συχνότητες που να είναι ακέραια πολλαπλάσια μιας βασικής συχνότητας. Παρακάτω, στο Σχήμα 4 φαίνονται τρία σύμβολα όμοια με τα προηγούμενα στο πεδίο της συχνότητας σε σύστημα OFDM. Όπου το φάσμα του ενός συμβόλου έχει κορυφή, το φάσμα των γειτονικών συμβόλων μηδενίζεται.



Σχήμα 4: Φασματική μορφή 3 τετραγωνικών παλμών μετάδοσης OFDM που αντιστοιχούν σε 3 σύμβολα [4].

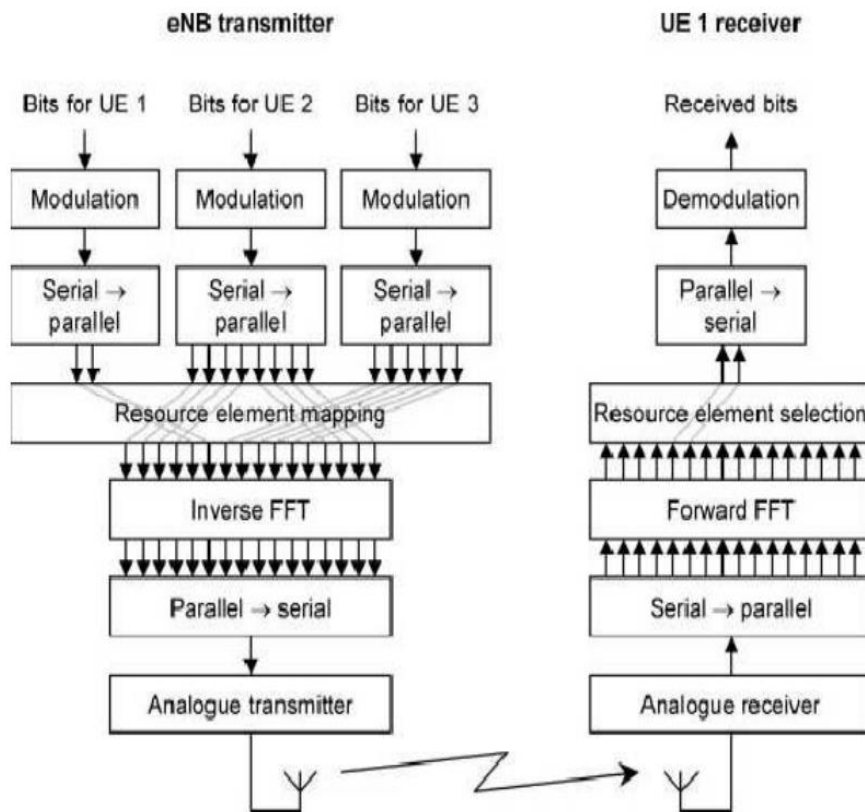
Αν και η ορθογώνια παράλληλη μετάδοση των συμβόλων αποτελεί μία αποτελεσματική μέθοδο αντιμετώπισης της Διασυμβολικής Παρεμβολής (ISI), εντούτοις όμως δεν εξαλείφει εντελώς το πρόβλημα. Το αποτέλεσμα είναι να υπάρχει ένα μικρό διάστημα που κάθε OFDM σύμβολο παρεμβάλει στο αμέσως επόμενο του. Επιπλέον, το λαμβανόμενο σήμα ύστερα από την ανάλυση και την αποδιαμόρφωση στο δέκτη και αφού γίνει μετατροπή από τον αναλογικό κόσμο στον ψηφιακό με έναν A/D (Analog to Digital Converter), δεν είναι συνεχούς χρόνου αλλά διακριτό. Το γεγονός αυτό δημιουργεί νέες συνθήκες στην επεξεργασία του σήματος γιατί δεν ισχύουν ακριβώς οι ίδιες μαθηματικές ιδιότητες που ισχύουν στα σήματα συνεχούς χρόνου. Τα προβλήματα ISI παρεμβολής μπορούν να αντιμετωπιστούν αποδοτικά στο ψηφιακό σύστημα με την προσθήκη ενός επιπλέον τμήματος στην αρχή (ή στο τέλος) κάθε OFDM συμβόλου που ονομάζεται Κυκλικό Πρόθεμα (Cyclic Prefix) [6]. Λέγεται δε κυκλικό πρόθεμα, διότι το τμήμα αυτό είναι ένα μικρό κομμάτι απ' το τέλος (ή απ' την αρχή αντίστοιχα) του OFDM συμβόλου, το οποίο επαναλαμβάνεται στην αρχή (ή στο τέλος) του συμβόλου. Το μήκος του κυκλικού προθέματος (Πίνακας 1) αποτελεί μία σημαντική παράμετρο σχεδιασμού σε ένα σύστημα μετάδοσης πολλαπλών φερόντων.

Πίνακας 1: Μέγεθος κυκλικού προθέματος

Configuration	Subcarrier spacing (Δf) (kHz)	Number of subcarriers per resource block	Number of OFDM symbols per resource block
Normal cyclic prefix	15	12	7
Extended cyclic prefix	15	12	6
	7.5	24	3

Το Σχήμα 5 αφορά ένα σύστημα ενός OFDM πομπού και δέκτη. Ο πομπός δέχεται ένα ρεύμα bits από πρωτόκολλα ανώτερου στρώματος και τα μετατρέπει σε σύμβολα, χρησιμοποιώντας το επιλεγμένο σύστημα διαμόρφωσης από τον MAC scheduler. Υποθέτουμε ότι το σύστημα λειτουργεί στην κάτω ζεύξη, έτσι ώστε ο πομπός να είναι στο σταθμό βάσης και ο δέκτης να είναι στο κινητό. Ο μετατροπέας σειριακού σε παράλληλο παίρνει στη συνέχεια μια ομάδα συμβόλων και αναμιγνύει κάθε σύμβολο με μια από τις υπό-φέρουσες, ρυθμίζοντας το πλάτος και τη φάση του. Το LTE χρησιμοποιεί μια σταθερή απόσταση υπό-φέρουσας των 15 kHz, έτσι η διάρκεια συμβόλου είναι το αντίστροφο της απόστασης υπό-φέρουσας και είναι περίπου 66.7 μ s. Τώρα έχουμε N κύματα ημιτόνου στις N συχνότητες. Προσθέτοντας αυτά τα κύματα ημιτόνου μαζί, μπορούμε να δημιουργήσουμε μια ενιαία κυματομορφή στο πεδίο του χρόνου, το οποίο είναι μια χαμηλή αναπαράσταση συχνότητας του σήματος που χρειάζεται να στείλουμε. Το συνολικό σήμα που θα προκύψει σε χρόνο 66.7 μ s θα επεκταθεί χρονικά με το Cyclic Prefix στα 71.35 μ s. Κατά το σειριακό σε παράλληλο στάδιο μετατροπής, τα δεδομένα αντιπροσωπεύουν το πλάτος και τη φάση της κάθε υπό-φέρουσας, σαν μια συνάρτηση της συχνότητας. Μετά το στάδιο προσθήκης προς το τέλος, τα δεδομένα αντιπροσωπεύουν τις «σε φάση» και σε τετραγωνισμό συνιστώσες του μεταδιδόμενου σήματος, σαν μια συνάρτηση του χρόνου. Μπορούμε να δούμε ότι τα στάδια ανάμιξης και προσθήκης έχουν απλά μετατρέψει τα δεδομένα από μια συνάρτηση συχνότητας σε μία συνάρτηση χρόνου. Αυτή η μετατροπή είναι πράγματι μια πασίγνωστη υπολογιστική τεχνική που ονομάζεται αντίστροφος διακριτός μετασχηματισμός Fourier (DFT).

Ο μετασχηματισμός Fourier μετατρέπει τα δεδομένα από το πεδίο του χρόνου στο πεδίο συχνοτήτων, έτσι ο πομπός απαιτεί έναν αντίστροφο μετασχηματισμό, ο οποίος διενεργεί την αντίστροφη διαδικασία. Με τη σειρά του, ο διακριτός μετασχηματισμός Fourier μπορεί να υλοποιηθεί εξαιρετικά γρήγορα χρησιμοποιώντας έναν αλγόριθμο, γνωστό ως ταχύς μετασχηματισμός Fourier (FFT). Το κινητό αντιστρέφει τη διαδικασία. Ξεκινά με δειγματοληψία του εισερχόμενου σήματος, το φιλτράρει, και το μετατρέπει κάτω από τη βάση. Στη συνέχεια περνά τα δεδομένα μέσω μιας εμπρόσθιας FFT, για να ανακτήσει το πλάτος και τη φάση της κάθε υπό-φέρουσας. Θα υποθέσουμε τώρα ότι ο σταθμός βάσης έχει ήδη πει στο κινητό ποιες υποφέρουσες να χρησιμοποιήσει, μέσω των τεχνικών χρονοδιαγράμματος. Χρησιμοποιώντας αυτή τη γνώση, το κινητό επιλέγει τις απαιτούμενες υποφέρουσες και ανακτά τις πληροφορίες που διαβιβάζονται, ενώ απορρίπτει τις υπόλοιπες.



Σχήμα 5: Σύστημα ενός OFDM πομπού και δέκτη [6]

1.3.2 SC-FDM

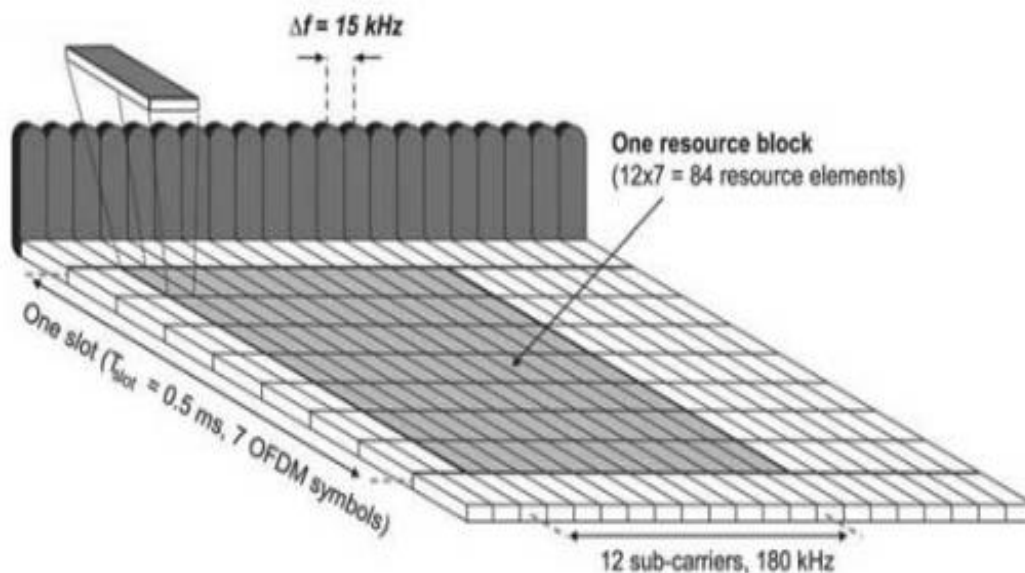
Η μετάδοση πληροφορίας στο φυσικό επίπεδο της άνω ζεύξης, από την φορητή συσκευή στο σταθμό βάσης eNB, γίνεται ομοίως με την κάτω ζεύξη υπό μορφή πακέτων, αλλά βασίζεται σε μία παραλλαγή της OFDM, την SC-FDM. Η SC-FDM μειώνει τις στιγμιαίες διακυμάνσεις της ισχύος που εμφανίζονται κατά τη μετάδοση OFDM, συνεπώς αποτελεί καλύτερη λύση για τα UE που χρησιμοποιούν ενισχυτές χαμηλής ισχύος. Η SC-FDM υλοποιείται αντικαθιστώντας το διαμορφωτή OFDM με έναν προ κωδικοποιητή DFT, αυτή η τεχνική είναι γνωστή ως DFTS-OFDM (Discrete Fourier Transform-Spread Orthogonal Frequency Division Multiplexing). Η βασική διαφορά της μετάδοσης μονού φέροντος είναι ότι κάθε σύμβολο δεδομένων απλώνεται σε ολόκληρο το εύρος ζώνης αντίθετα με την OFDM όπου κάθε σύμβολο αποδίδεται σε ένα subcarrier. Απλώνοντας την ισχύ του σήματος σε όλο το εύρος ζώνης, η SC-FDM μειώνει τη μέση ισχύ εκπομπής εξασφαλίζοντας γραμμική συμπεριφορά ενισχυτή

1.4 Τεχνικές Πολλαπλής Πρόσβασης στην Διεπαφή Αέρα OFDMA/SC-FDMA.

Σύμφωνα με τα πρότυπα 3GPP, έχει επιλεγεί ως τεχνική πολλαπλής πρόσβασης στην διεπαφή αέρος (Air Interface) για την κατερχομένη ζεύξη (Downlink-DL) η ορθογώνια πολυπλεξία διαίρεσης συχνότητας (Orthogonal Frequency Division Multiplexing-OFDM), ενώ για την ανερχομένη ζεύξη η πολλαπλή πρόσβαση διαίρεσης συχνότητας μοναδιαίου φέροντος (Single Carrier Frequency Division Multiple Access-SC-FDMA). Και οι δυο αυτές τεχνικές πρόσβασης υποστηρίζουν ένα μεταβλητό εύρος ζώνης φέροντος (1.4MHz, 3.5 MHz, 10 MHz, 15 MHz, 20 MHz).

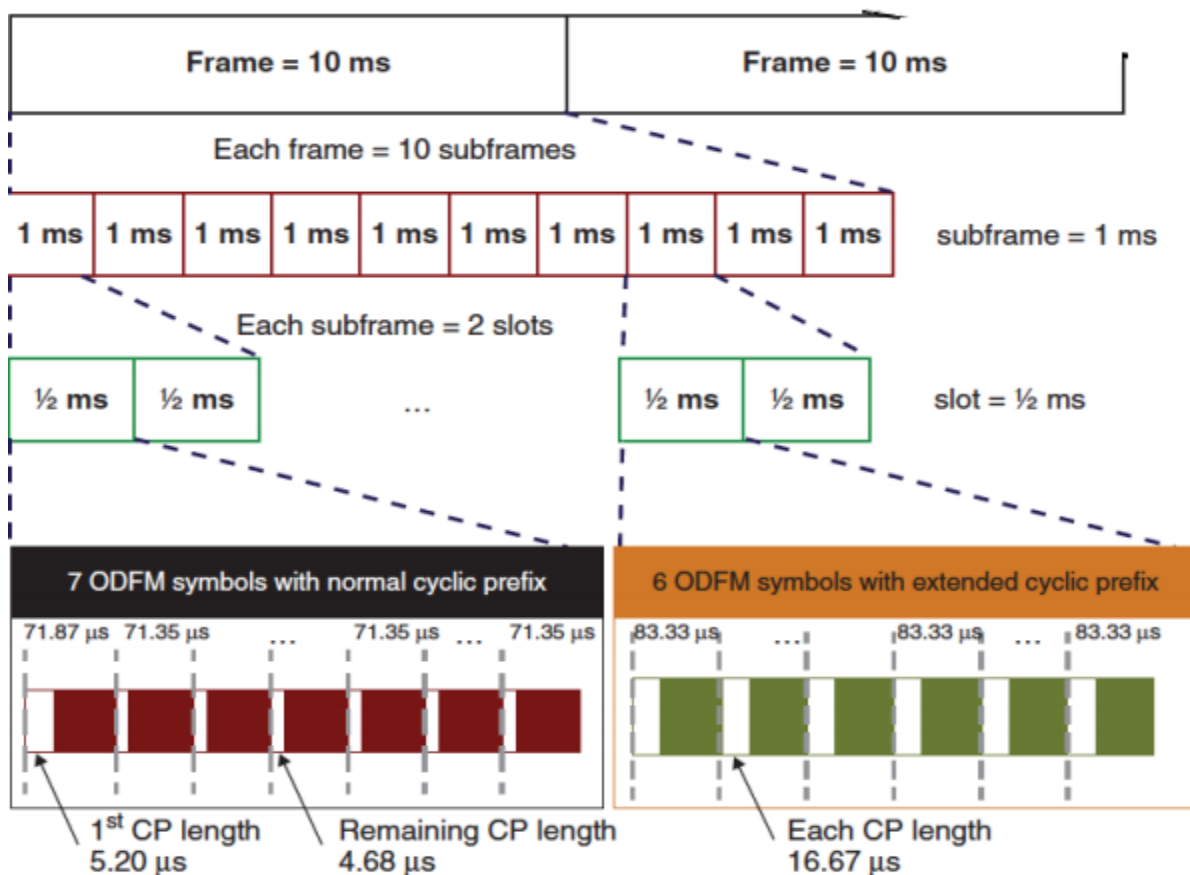
1.4.1 OFDMA

Στην κάτω ζεύξη της διεπαφής αέρα στο LTE, η πρόσβαση με τη χρήση της τεχνολογίας OFDM υλοποιείται σε ένα πλέγμα χρόνου - συχνότητας όπου τα φυσικά κανάλια απεικονίζονται στις υποφέρουσες (sub-carriers) πριν μεταδοθούν στον αέρα. Ο άξονας των συχνοτήτων χωρίζεται σε ομάδες των 12 υποφερουσών, όπου κάθε υποφέρουσα καταλαμβάνει εύρος φάσματος 15 KHz επι σύνολο, επομένως 12 υποφέρουσες x 15 KHz εύρος φάσματος εκάστη υποφέρουσα=180 KHz. Αυτό ονομάζεται **Physical Resource Block (PRB)**. Στο πεδίο του χρόνου, το LTE οργανώνει τη μετάδοση σε πλαίσια μεγέθους 10 ms, κάθε πλαίσιο υποδιαιρείται σε 10 υπό-πλαίσια μεγέθους 1 ms και κάθε υπό-πλαίσιο αποτελείται από δύο θυρίδες μεγέθους 0.5 ms όπου κάθε θυρίδα αποτελεί από έναν αριθμό συμβόλων OFDM, είτε 7 είτε 6 ανάλογα με το κυκλικό πρόθεμα που επιλέγεται (**Σχήμα 6**) [6].



Σχήμα 6: Δομικά στοιχεία OFDM πλαισίου χρόνου – συχνότητας [6]

Η δομή ενός εκ των 12 sub-carriers με ευρος φασματος 15 KHz, απεικονιζόμενο σε χρονικό διάστημα 66,7 μs (0.5/7) ονομάζεται **Resource Element** και απεικονίζει την μονάδα πληροφορίας (αριθμό από bits αναλογα με την διαμόρφωση). Μετά την κωδικοποίηση και τη διαμόρφωση, μία μετασηματοποιημένη εκδοχή του μιγαδικού διαμορφωμένου σήματος, το Στοιχείο Φυσικού Πόρου (Physical Resource Element-RE) αντιστοιχίζεται σε ένα σύστημα συντεταγμένων χρόνου-συχνότητας στο πλαίσιο πόρων (Resource Grid-RG). Το RG έχει το χρόνο στον άξονα x και τη συχνότητα στον άξονα y, η x συντεταγμένη ενός RE υποδεικνύει το σύμβολο OFDM στο οποίο ανήκει, η y συντεταγμένη υποδεικνύει τον OFDM subcarrier στον οποίο ανήκει, επομένως ένα RB καθορίζεται ως το σύνολο των RE που αντιστοιχούν σε 12 subcarrier ή σε 180 kHz στο πεδίο της συχνότητας και μίας θυρίδας 0.5 ms στο πεδίο του χρόνου. Τέλος, αναλύοντας το πεδίο του χρόνου στο πλέγμα χρόνου-συχνότητας, χρειάζεται να αυξηθεί το χρονικό πλαίσιο αναφοράς από TTI=1ms στα 10ms (**Σχήμα 7**) [6] ώστε να μπορέσουμε να εφαρμόσουμε χρονική πολυπλεξία των λογικών καναλιών BCCH, P-SCH και S-SCH κατά την μετάδοση του στο downlink. Δημιουργείται επομένως μια χρονική δομή, η οποία διαρκεί 10ms και ονομάζεται Radio Frame. Σε ένα τέτοιο Radio Frame, στο subframe #0 αποστέλλουμε το PBCH καθώς και τα δυο Physical Signals P-SCH και S-SCH. Το ίδιο στο subframe #5 αποστέλλουμε τα δυο Physical Signals P-SCH και S-SCH. Ενώ στα άλλα subframes μόνο δεδομένα χρήστη και σήματα αναφοράς.



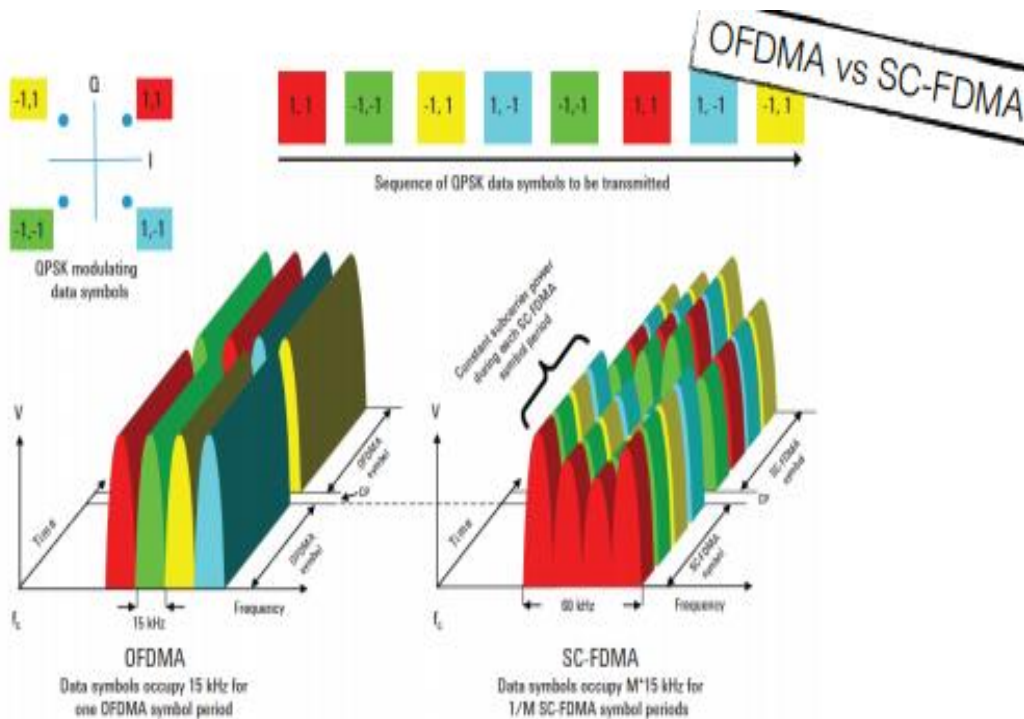
Σχήμα 7: Ανάλυση των frames [6]

1.4.2 SC-FDMA

Στην ανερχόμενη ζεύξη το LTE βασίζεται σε μία παραλλαγή της OFDM, την SC-FDM, η οποία ισχύει και για τους δυο τρόπους λειτουργίας FDD και TDD. Η SC-FDM υλοποιείται αντικαθιστώντας το διαμορφωτή OFDM με έναν προ κωδικοποιητή DFT, αυτή η τεχνική είναι γνωστή ως DFTS-OFDM (Discrete Fourier Transform-Spread Orthogonal Frequency Division Multiplexing). Η βασική διαφορά της μετάδοσης μονού φέροντος είναι ότι κάθε σύμβολο δεδομένων απλώνεται σε ολόκληρο το εύρος ζώνης αντίθετα με την OFDM όπου κάθε σύμβολο αποδίδεται σε ένα subcarrier. Απλώνοντας την ισχύ του σήματος σε όλο το εύρος ζώνης, η SC-FDM μειώνει τη μέση ισχύ εκπομπής εξασφαλίζοντας γραμμική συμπεριφορά ενισχυτή. Η SC-FDM παρέχει τα ίδια πλεονεκτήματα με την OFDM όπως :

- Διατήρηση ορθογωνιότητας χρηστών στην UL.
- Ανάκτηση δεδομένων χρησιμοποιώντας ισοστάθμιση στο πεδίο της συχνότητας.
- Καταπολέμηση των πολυδιαδρομικών διαλείψεων.

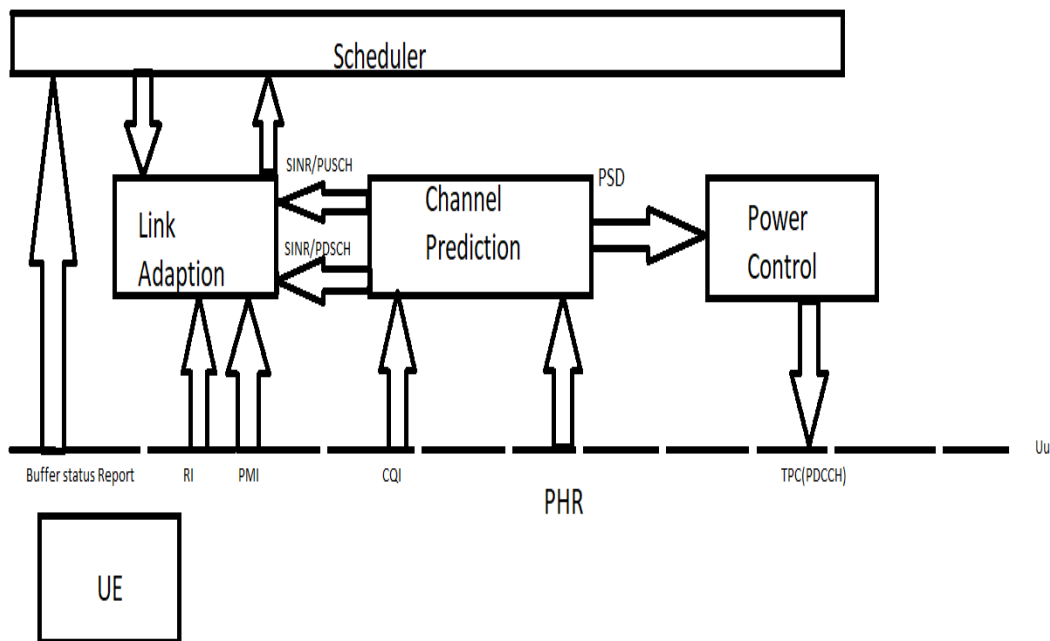
Ωστόσο, η απόδοση της μετάδοσης SC-FDM είναι συνήθως υποδεέστερη της OFDM. Οι διαφορές των δυο αυτών τεχνολογιών φανερώνονται στο **Σχήμα 8** [6].



Σχήμα 8: Διαφορές μεταξύ OFDMA και SC-FDMA [6]

1.5 Προγραμματισμός Εξαρτώμενος Από το Κανάλι

Για να λειτουργήσει σωστά ο MAC Scheduler πρέπει να αλληλοεπιδράσει με τα ακόλουθα τρία δομικά μέρη του eNodeB: τη μονάδα **Link Adaption** (LA), τη μονάδα **Channel Prediction** (CP) και τη μονάδα **Power Control** (PC). Η Μονάδα Scheduler είναι υπεύθυνη για τη λήψη αποφάσεων Scheduling και την απόδοση του αριθμού των ράδιο πόρων ανά χρήστη σε κάθε ένα Subframe (1ms). Η Μονάδα Channel Prediction είναι υπεύθυνη για την εκτίμηση του καναλιού μετάδοσης στο uplink και στο downlink ώστε να εφοδιάσει με την εκτιμωμένη τιμή SINR τη μονάδα Link Adaption καθώς και την εκτίμηση του power spectrum density (PSD) η οποία και αποστέλλεται στη μονάδα Power Control. Η Μονάδα Link Adaption είναι υπεύθυνη για την υλοποίηση της κατάλληλης διαμόρφωσης και κωδικοποίησης στα δεδομένα του MAC transport channel DL-SCH (Modulation & Coding Scheme MSC), για την απόφαση σχετικά με τον αριθμό των Layers και το rank του Precoder Matrix στην ενδεχομένη υλοποίηση μετάδοσης μέσω spatial multiplexing-MIMO 2x2 ή 4x4 και στην επιλογή των παραμέτρων για την υλοποίηση της HARQ λύσης για την διόρθωση-αναμετάδοση εσφαλμένων πακέτων. Τέλος η μονάδα Power Control είναι υπεύθυνη για την εκτέλεση της λειτουργίας ελέγχου ισχύος του καναλιού PUSCH η οποία και αποστέλλεται στη φορητή συσκευή μέσω του καναλιού PDCCH στο downlink. Στο **Σχήμα 9** παρουσιάζεται η αλληλεπίδραση.



Σχήμα 9: Αλληλεπίδραση μονάδων Scheduler, Link Adaption & Power Control

1.5.1 Κάτω ζεύξη (DownLink)

Στο Downlink η φορητή συσκευή UE λαμβάνει δεδομένα στο κανάλι PDSCH σε συνάρτηση με το κανάλι PDCCH. Για να γίνει η επιλογή του Scheduling των συνδεδεμένων συσκευών και της πληροφορίας στο downlink στο επόμενο sub-frame των 1ms, πρέπει ο σταθμός βάσης eNodeB να λάβει δυο σημαντικές πληροφορίες:

- Buffer Status Report (BSR)
- Channel Feedback Report (CFR) η οποία περιλαμβάνει τρεις παραμέτρους.
 - Rank Indicator
 - PMI (Precoder Matrix Indicator)
 - Channel Quality Index (CQI)

Όπως φαίνεται στο Σχήμα 9, οι δυο παράμετροι PMI και RI εισέρχονται στην μονάδα Link Adaption ως δεδομένα εισόδου για την περαιτέρω εκτίμηση και απόδοση συγκεκριμένου μεγέθους MAC transport block σε bytes. Αντιθέτως η παράμετρος CQI εισέρχεται στη μονάδα Channel Prediction όπου δηλώνει μια προτίμηση καναλιού. Οι 16 διαφορετικές τιμές αντιστοιχούν στην ποιότητα καναλιού, είναι προκαθορισμένες από τα πρότυπα της 3GPP. Η αντιστοίχιση των 16 τιμών CQI σε παραμέτρους του Link Adaption φαίνονται στον Πίνακα 2.

Πίνακας 2: Αντιστοίχιση των 16 τιμών CQI σε παραμέτρους του LA

CQI	MODULATION	CODE-RATE X 1024	EFFICIENCY
0			
1	QPSK	78120	0.1523
2	QPSK	120	0.2344
3	QPSK	193	0.3770
4	QPSK	308	0.6016
5	QPSK	449	0.8770
6	QPSK	602	1.1758
7	16-QAM	378	1.4766
8	16-QAM	490	1.9141
9	16-QAM	616	2.4063
10	64-QAM	466567	2.7305

11	64-QAM	567	3.3223
12	64-QAM	666	3.9023
13	64-QAM	772	4.5237
14	64-QAM	873	5.1152
15	64-QAM	948	5.5547

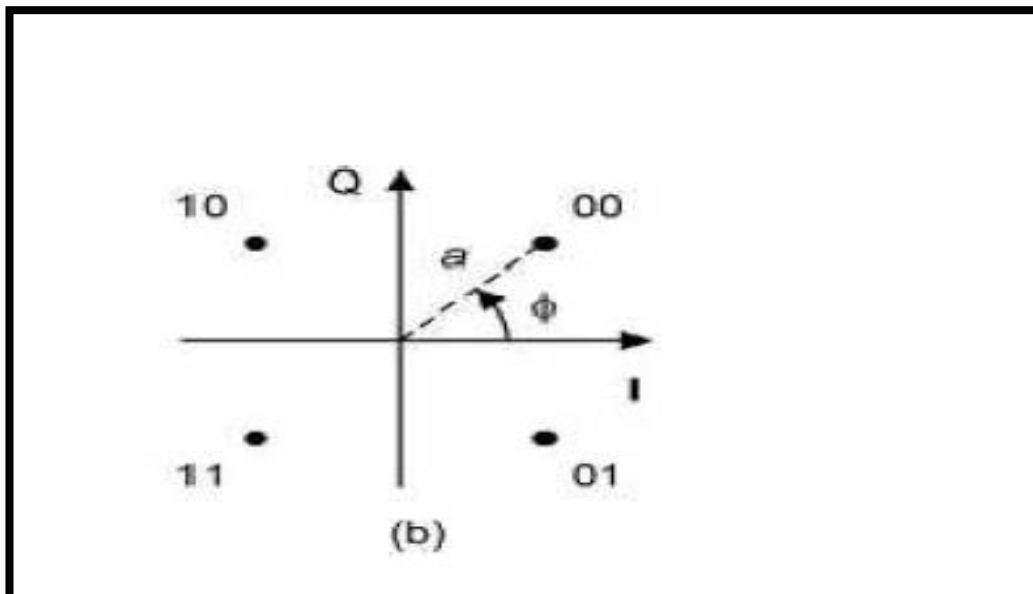
1.5.1.1 Διαμόρφωση (Modulation)

Η Διαμόρφωση προσδιορίζει την δυναμική προσαρμογή ποιότητας του καναλιού σε διαφορετική διαμόρφωση πληροφορίας μεταξύ τριών επιλογών. Οι τρεις επιλογές είναι QPSK, 16-QAM, 64QAM. Ο διαμορφωτής QPSK λαμβάνει τα εισερχόμενα bits από τα παραπάνω στρωματά δυο την φορά και τα μεταδίδει χρησιμοποιώντας ένα ράδιο κύμα που μπορεί να έχει τέσσερις διαφορετικές καταστάσεις. Αυτές οι τέσσερις καταστάσεις έχουν άλλες αντίστοιχες τέσσερις φάσεις 45° , 135° , 225° , 315° αντίστοιχα (Σχήμα 10). Κάθε σύμβολο μπορεί να υπολογιστεί ως εξής:

$$I = a * \cos \varphi \quad (1)$$

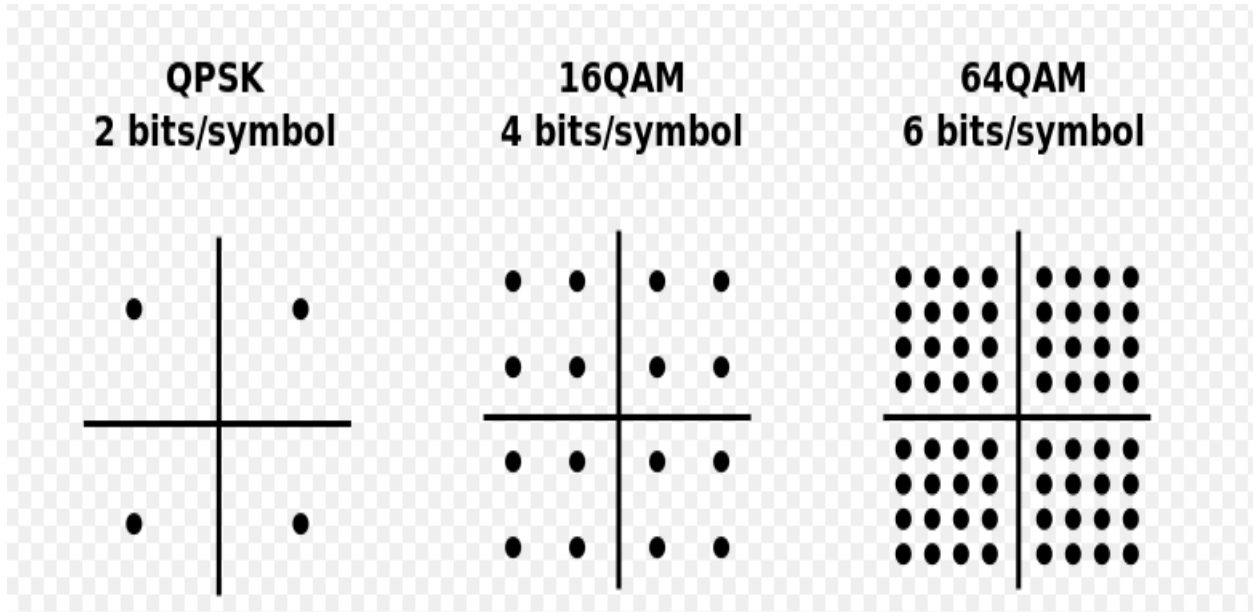
$$Q = a * \sin \varphi \quad (2)$$

όπου a είναι το πλάτος του μεταδιδόμενου σήματος και φ είναι η φάση του.



Σχήμα 10: Διάγραμμα αστερισμού QPSK

Ο διαμορφωτής 16 Quadrature Amplitude Modulation(16-QAM) λαμβάνει τα εισερχόμενα bits από τα παραπάνω στρώματα τέσσερα την φορά και τα μεταδίδει χρησιμοποιώντας ένα ραδιοκύμα που μπορεί να έχει δεκαέξι διαφορετικές καταστάσεις που έχουν διαφορετικά πλάτη και φάση (Σχήμα 11). Παρομοίως, το 64-QAM στέλνει έξι την φορά χρησιμοποιώντας 64 διαφορετικές καταστάσεις.



Σχήμα 11: Ψηφιακές Διαμορφώσεις Παράδειγμα: QPSK, 16QAM, 64 QAM[6]

1.5.1.2 Κωδικοποίηση

Η δεύτερη παράμετρος ονομάζεται Κωδικοποίηση (Code Rate) και προσδιορίζει το πηλίκο μεταξύ του μήκους του πακέτου δεδομένων χρήστη προς το συνολικό μήκος πακέτου δεδομένων χρήστη, συν των δεδομένων κώδικα προστασίας σφαλμάτων (packet bit/packet bit redundancy). Στον Πίνακας 2 το πηλίκο πολλαπλασιάζεται με τον αριθμό 24 για καλύτερη παρουσίαση του πηλίκου χωρίς δεκαδικά.

1.5.1.3 Φασματική απόδοση

Η τρίτη παράμετρος ονομάζεται efficiency και προσδιορίζει τον αριθμό bit ανά σύμβολο. Το UE εκτιμά το CQI από την μέτρηση του SINRRS. Από το CQI report επομένως η μονάδα Channel Prediction του σταθμού βάσης eNodeB υπολογίζει το $SINR_{PDSCH}$ και το προωθεί εν συνέχεια στην μονάδα Link Adaption του MAC Scheduler ώστε να αντιστοιχηθεί στο Modulation & Coding Scheme (MCS) του επόμενου downlink scheduled block (SB). Η επιλογή του MCS, Channel rank/spatial multiplexing και το μέγεθος του MAC πακέτου (Transport Block Size, TBS) από την μονάδα Link Adaption θα υλοποιηθεί στον MAC scheduler για το επόμενο Scheduled block (SB). Επομένως, τα δεδομένα στο επόμενο PDSCH θα δομηθούν με ένα αντίστοιχο Transport Format Selection (TFS). Το UE για να μπορέσει να αποκωδικοποιήσει το PDSCH στο επόμενο Downlink θα πρέπει να λάβει το επιλεχθέν MCS το οποίο ενσωματώνεται στο PDCCH. Στο PDCCH αποστέλλεται η παράμετρος MCS index, όπως παρουσιάζεται στον Πίνακας 3. Η παράμετρος MCS

index αντιστοιχεί σε ένα Modulation Order (2 σημαίνει QPSK, 4 σημαίνει 16-QAM και 6 σημαίνει 64-QAM) και ένα μοναδικό Transport Block Size (TBS) index το οποίο με την σειρά του αντιστοιχεί σε ένα μοναδικό συνδυασμό από coding Rate και αριθμό από scheduled Physical Resource Blocks (SRB).

Πίνακας 3: Αποστολή TFS ως modulation index στο downlink PDCCH για το επόμενο scheduled PDSCH Subframe.

MCS Index	Modulation Order	TBS INDEX
0	2	0
1	2	1
2	2	2
3	2	3
4	2	4
5	2	5
6	2	6
7	2	7
8	2	8
9	2	9
10	4	9
11	4	10
12	4	11
13	4	12
14	4	13
15	4	14
16	4	15
17	6	15
18	6	16
19	6	17
20	6	18
21	6	19
22	6	20
23	6	21
24	6	22
25	6	23
26	6	24
27	6	25
28	6	26

29	6	Reserved
30	6	Reserved
31	6	Reserved

1.5.2 Άνω ζεύξη (UPLINK)

Στο Uplink η φορητή συσκευή UE αποστέλλει τα δεδομένα του χρήστη στο κανάλι PUSCH και χρησιμοποιεί το κανάλι PUCCH για να αποστείλει όπως είδαμε τις δυο σημαντικές πληροφορίες CFR report και Buffer status report (**Σχήμα 9**). Η ανάλυση αυτών των δυο αναφορών (reports) αφορά την επιλογή του TFS για το επόμενο downlink subframe και του αριθμού N_{RSB} των αποδιδόμενων φυσικών ράδιο πόρων PRB's από τον Mac Scheduler. Επιπλέον η φορητή συσκευή στο uplink θα αποστείλει και μια άλλη αναφορά η οποία ονομάζεται Power Headroom Report (PHR). Η αναφορά αυτή αντιπροσωπεύει στην ουσία τη διαφορά μεταξύ της μέγιστης δυνατής ισχύος εκπομπής της συσκευής $P_{UE_{max}}$ και της αποδιδόμενης από την μονάδα Power Control ισχύος εκπομπής του Scheduler Block στο Uplink στο κανάλι PUSCH, P_{PUSCH} δηλαδή

$$PHR = P_{UE_{max}} - P_{PUSCH} \quad (3)$$

Από αυτή την παράμετρο επομένως ο Uplink MAC Scheduler υπολογίζει την ισχύ εκπομπής στο επόμενο subframe 1ms ως

$$P_{PUSCH} = PHR - P_{UE_{max}} \quad (4)$$

Εφόσον ξέρει βέβαια την $P_{UE_{max}}$ η οποία έχει αποσταλεί στο eNodeB κατά την διαδικασία σηματοδότησης αιτήματος διασύνδεσης RRC Connection Request. Ο Uplink MAC Scheduler υπολογίζει το Power Spectral Density PSD_{rx} από τον ακόλουθο τύπο.

$$PSBP_{tx} = P_{PUSCH} / BW \quad (5)$$

Στη συνέχεια, εκτιμά το κέδρος του Καναλιού G και το στέλνει στην μονάδα Power Control, όπου θα χρησιμοποιηθεί για την εκτίμηση της επομένης εντολής ισχύος στο Uplink. Έχοντας την συμπεριφορά του καναλιού γίνεται εκτίμηση του SINRPUSCH και στέλνεται στην μονάδα Link Adaption. Εκεί θα αποφασιστεί το TFS index για το επόμενο scheduled subframe στο uplink. Δηλαδή, ο MAC scheduler στο e-NodeB αποφασίζει για το συνδυασμό του TFS καθώς και τον αριθμό των Scheduler Physical Radio Blocks (PRB) και το αποστέλλει στο downlink στη φορητή συσκευή χρησιμοποιώντας το downlink κανάλι PDCCH. Η αποστολή γίνεται και πάλι με μια απεικόνιση σύμφωνη με τα πρότυπα της 3GPP, TS 36.213 όπου αποστέλλει μια τιμή MCS INDEX.

Η τιμή αντιστοιχεί και πάλι σε ένα modulation order (QPSK, 16 QAM, 64QAM) και ένα Transport Block Size Index κατά την ίδια διαδικασία με το Link Adaption του PDSCH στο Downlink.

Πίνακας 4: Αποστολή TFS ως modulation index στο downlink PDCCH για το επόμενο scheduled PUSCH Subframe στο Uplink

MCS Index	Modulation Order	TBS INDEX
0	2	0
1	2	1
2	2	2
3	2	3
4	2	4
5	2	5
6	2	6
7	2	7
8	2	8
9	2	9
10	2	10
11	4	10
12	4	11
13	4	12
14	4	13
15	4	14
16	4	15
17	4	16
18	4	17
19	4	18
20	4	19
21	6	19
22	6	20
23	6	21
24	6	22
25	6	23
26	6	24
27	6	25
28	6	26
29	Reserved	Reserved
30	Reserved	Reserved
31	Reserved	Reserved

Ο Uplink Scheduler αποδίδει ραδιοπόρους (PRB) με δυο διαφορετικούς αλγορίθμους:

- **Βραχυπρόθεσμη απόδοση PRB's** (max Bandwidth allocation αλγόριθμος ο οποίος αποκαλείται και short term scheduling) όπου σε συγκεκριμένες χρονικές στιγμές θα αποδώσει εύρος φάσματος $n \times 180$ KHz, $n \gg 1$, σε έναν χρήστη και στις υπόλοιπες στιγμές θα προγραμματίσει άλλους χρήστες για μετάδοση δεδομένων.
- **Μακροπρόθεσμη απόδοση** (time spread scheduling αλγόριθμος, ο οποίος αποκαλείται και long term scheduling), όπου κάθε διαδοχικό subframe και για μια μεγάλη χρονική περίοδο μπορεί να αποδίδει σε έναν χρήστη ραδιοπόρους σε στενό εύρος ζώνης $n \times 180$ KHz, $n > 1$ (narrow band scheduling).

1.6 Μοντέλα Ραδιοκάλυψης σε Αστικά LTE-A Δίκτυα

1.6.1 Okumura-Hata Model

Το Okumura-Hata Model είναι ένα απλό εμπειρικό μοντέλο με πολύ σύντομο χρόνο υπολογισμού. Το μοντέλο αυτό προσεγγίζει τα γραφικά αποτελέσματα του Okumura [7] μέσω μίας βασικής εξίσωσης για αστικό περιβάλλον, στην οποία εισέρχεται διορθωτικός παράγοντας σχετικά με το μέγεθος της υπό κάλυψη αστικής περιοχής. Λαμβάνει υπόψη μόνο το ύψος του πομπού, του δέκτη, την μεταξύ τους απόσταση και την συχνότητα λειτουργίας. Τα χαρακτηριστικά εδάφους μεταξύ πομπού και δέκτη δεν λαμβάνονται υπόψη.

Εάν για παράδειγμα ένας λόφος βρίσκεται μεταξύ πομπού και δέκτη, το φαινόμενο σκίασης δεν λαμβάνεται υπόψη. Οι περιορισμοί των μεταβλητών είναι οι ακόλουθοι:

- Συχνότητα λειτουργίας f (150...1500 MHz)
- Απόσταση μεταξύ πομπού και δέκτη d (1...20 km)
- Ύψος πομπού h_{TX} (30...200 m)
- Ύψος δέκτη h_{RX} (1...10 m)

Η έκφραση για την ενδιάμεση απόσβεση σε ένα αστικό περιβάλλον δίνεται από τις παρακάτω εξισώσεις:

$$PL_{HATA} = \begin{cases} A + B \log_{10}(d) \\ A + B \log_{10}(d) - C \\ A + B \log_{10}(d) - D \end{cases} \quad (6)$$

Όπου :

$$A = 69.55 + 26.16 \log_{10}(f) - 13.82 \log_{10}(h_{tx}) - a(h_{rx}) \quad (7)$$

$$B = 44.9 - 6.55 \log_{10}(h_{tx}) \quad (8)$$

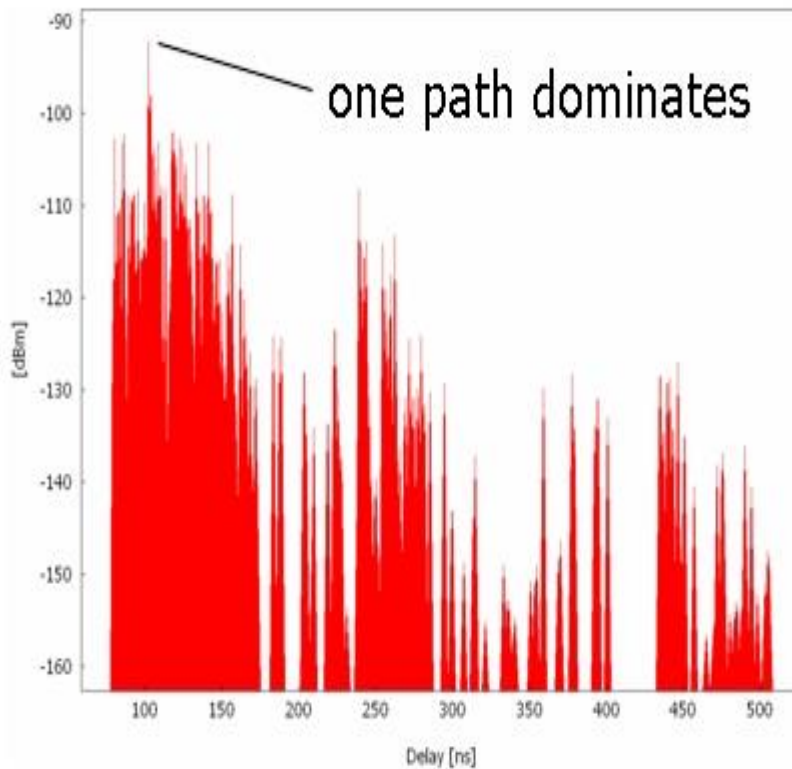
$$C = 5.4 + 2 \left[\log_{10} \left(\frac{f}{28} \right) \right]^2 \quad (9)$$

$$D = 40.94 + 4.78[\log_{10}(\frac{f}{28})]^2 - 18.33\log_{10}(f) \quad (10)$$

$$a(h_{rx}) = \begin{cases} (1.1\log_{10}(f) - 0.7)(h_{rx}) - (1.56\log_{10}(f) - 0.8) \\ 8.29(\log_{10}(1.54h_{rx}))^2 - 1.1 & \text{για } f \leq 200 \text{ MHz} \\ 3.2(\log_{10}(11.75h_{rx}))^2 - 4.97 & \text{για } f \geq 400 \text{ MHz} \end{cases} \quad (11)$$

1.6.2 Dominant Path Model (DPM)

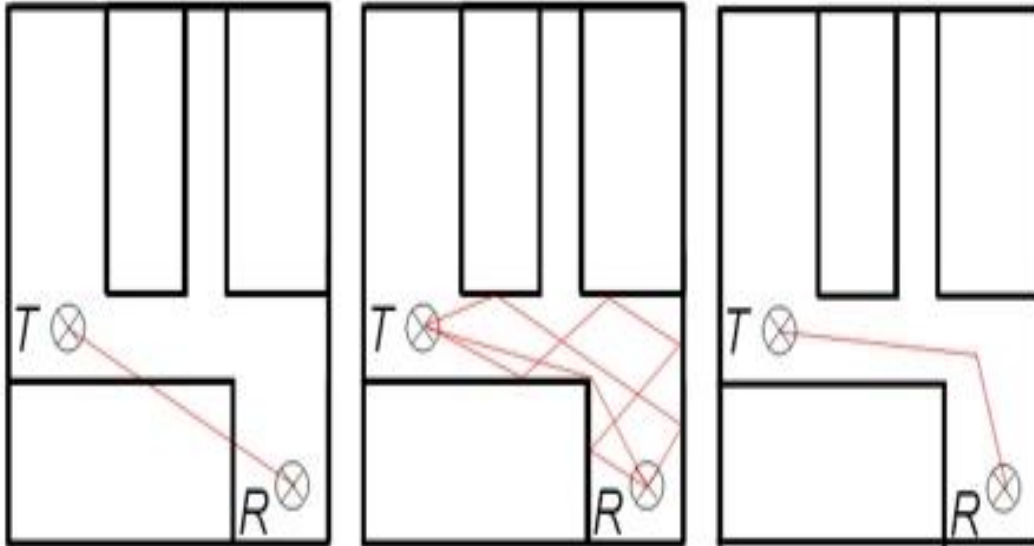
Η ανάλυση τυπικών σεναρίων διάδοσης δείχνει ότι στις περισσότερες περιπτώσεις μία διαδρομή διάδοσης συνεισφέρει περισσότερο από το 90% της συνολικής ενέργειας (**Σχήμα 12**). Το Μοντέλο Κυρίαρχης Διαδρομής (Dominant Path Model DPM) καθορίζει ακριβώς αυτήν την κυρίαρχη διαδρομή μεταξύ του πομπού και κάθε δέκτη. Έτσι, ο χρόνος υπολογισμού σε σύγκριση με την ανίχνευση ακτινών μειώνεται σημαντικά και η ακρίβεια είναι σχεδόν ίδια με την ανίχνευση ακτινών.



Σχήμα 12: Μοντέλο Κυρίαρχης Διαδρομής (Dominant Path Model DPM)

Τα εμπειρικά μοντέλα (όπως το COST 231) λαμβάνουν υπόψη μόνο την απευθείας διαδρομή μεταξύ ενός πομπού και ενός δέκτη (**Σχήμα 13**, αριστερά). Τα μοντέλα Ray Tracing (όπως το IRT) καθορίζουν πολλές διαδρομές. Όπως φαίνεται στο παρακάτω σχήμα, κεντρικά, το DPM καθορίζει

μόνο την πιο σχετική διαδρομή, η οποία οδηγεί σε σύντομους χρόνους υπολογισμού (Σχήμα 13, δεξιά).



Σχήμα 13: Σύγκριση μεταξύ διαφορετικών μοντέλων πρόβλεψης απωλειών (COST 231 RAY TRACING DPM) [8]

Ο υπολογισμός της απωλειών διάδοσης βασίζεται στην ακόλουθη εξίσωση:

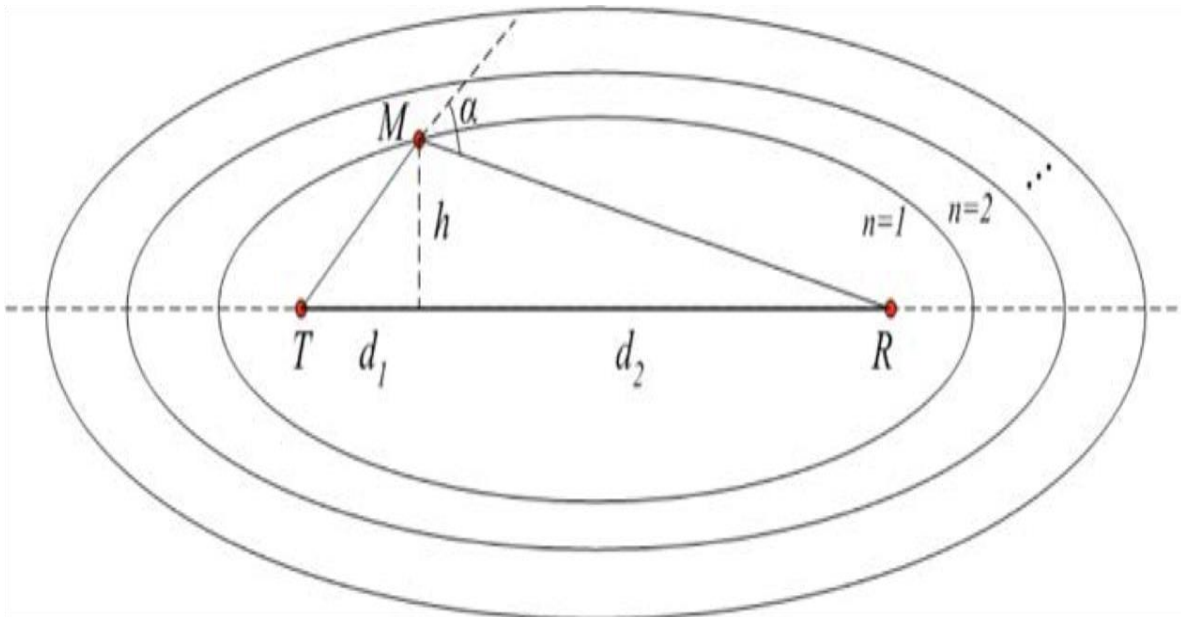
$$PL_{DPM} = 20 \log \left(\frac{4\pi}{\lambda} \right) + 10n \log(d) + \sum_{i=0}^n f(\varphi, i) + \Omega + G_t \quad (12)$$

Όπου :

- d : Η απόσταση μεταξύ πομπού και δέκτη
- n : Ο συντελεστής απώλειών διάδοσης
- λ : Μήκος κύματος
- f : επιπρόσθετες απώλειες λόγω διαθλάσεων
- Ω : Η εμπειρική καθοδήγηση κυμάτων (ωμέγα)
- G_t : Το κέρδος κεραίας μετάδοσης

1.6.3 Knife Edge Diffraction Model

Πολλές ακτίνες οι οποίες εκπέμπονται από έναν σταθμό βάσης, συναντούν ένα εμπόδιο ή πολλά ξεχωριστά εμπόδια και είναι χρήσιμο να εκτιμηθούν οι απώλειες που προκαλούνται από τέτοια εμπόδια. Σε υψηλές συχνότητες το φαινόμενο της περίθλασης όπως και της ανάκλασης και της διάθλασης, είναι τοπικό και εξαρτάται από την γεωμετρία του αντικειμένου (σφήνα, ακμή, καμπύλη επιφάνειας), το πλάτος, την φάση και την πόλωση του προσπίπτοντος πεδίου στο σημείο της περίθλασης. Για να ορίσουμε αυτά τα εμπόδια έχουν οριστεί οι ζώνες fresnel (Σχήμα 14) [9].



Σχήμα 14: Αναπαράσταση ζώνων fresnel [9]

Η ακτίνα των ζωνών fresnel δίνεται από τον ακόλουθο τύπο

$$R_n = \sqrt{n\lambda \frac{d_1 d_2}{d_1 + d_2}} \quad (13)$$

Ο συντελεστής Περίθλασης Fresnel Kirchoff δίνεται από τις σχέσεις

- $u = \sqrt{2} \frac{h}{R_1} \quad (14)$

- $u = h \sqrt{\frac{2}{\lambda} \left(\frac{1}{d_1} + \frac{1}{d_2} \right)} \quad (15)$

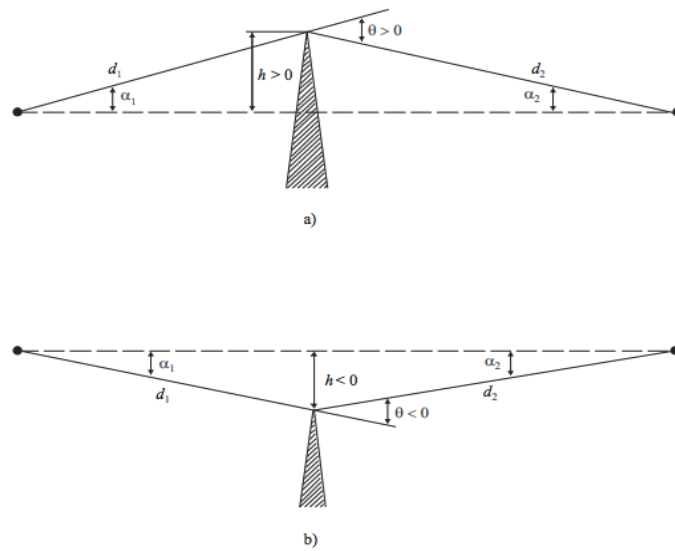
- $u = \theta \sqrt{\frac{2}{\lambda \left(\frac{1}{d_1} + \frac{1}{d_2} \right)}} \quad (16)$

- $u = \sqrt{\frac{2 h \theta}{\lambda}} \quad (17)$

- $u = \sqrt{\frac{2 d}{\lambda} \alpha_1 \alpha_2} \quad (18)$

Όπου :

- h : ύψος της κορυφής του εμποδίου πάνω από την ευθεία γραμμή που ενώνει τον πομπό και τον δέκτη. Εάν το ύψος είναι κάτω από αυτήν τη γραμμή, το h είναι αρνητικό (**Σχήμα 15**)
- d_1 και d_2 : αποστάσεις του πομπού και του δέκτη από την κορυφή του εμποδίου αντίστοιχα
- d : μήκος της διαδρομής (διακεκομμένη γραμμή)



Σχήμα 15: Παραδείγματα περίθαλψης [9]

Ο τύπος με τον οποίο υπολογίζονται οι απώλειες είναι :

Για $u > 0.7$ σύμφωνα με την συνάρτηση της ITU-R P.526 :

$$PL_{k,e} = 6.9 + 20 \log \left(\sqrt{(u - 0.1)^2 + 1} + u - 0.1 \right) \text{ (dB)} \quad (19)$$

Για $u = 0$

$$PL_{k,e} = 6 \text{ (dB)} \quad (20)$$

1.6.4 A2G Elevation Angle-Based Model

Σε αυτό το μοντέλο, το LoS και το NLoS pathloss αντίστοιχα σε dB διαμορφώνεται από τις εξής εξισώσεις :

$$PL_{Los} = PL_{fs} + 20 \log(d) + \eta_{Los} \quad (21)$$

$$PL_{NLos} = PL_{fs} + 20 \log(d) + \eta_{NLos} \quad (22)$$

Όπου PL_{fs} είναι οι απώλειές ελευθέρου χώρου όπου δίνονται από τον εξής τύπο :

$$PL_{fs} = 20 \log(f) + 20 \log\left(\frac{4\pi}{c}\right) \quad (23)$$

Όπου:

d είναι η απόσταση μεταξύ πομπού και δέκτη

f είναι η συχνότητα λειτουργίας του συστήματος

c η ταχύτητα του φωτός

η_{Los}, η_{NLos} , είναι οι πρόσθετοι παράγοντες εξασθένησης λόγω των αντίστοιχων LoS και NLoS απωλειών

Η πιθανότητα να έχουμε απώλειες Los δίνεται από τον εξής τύπο :

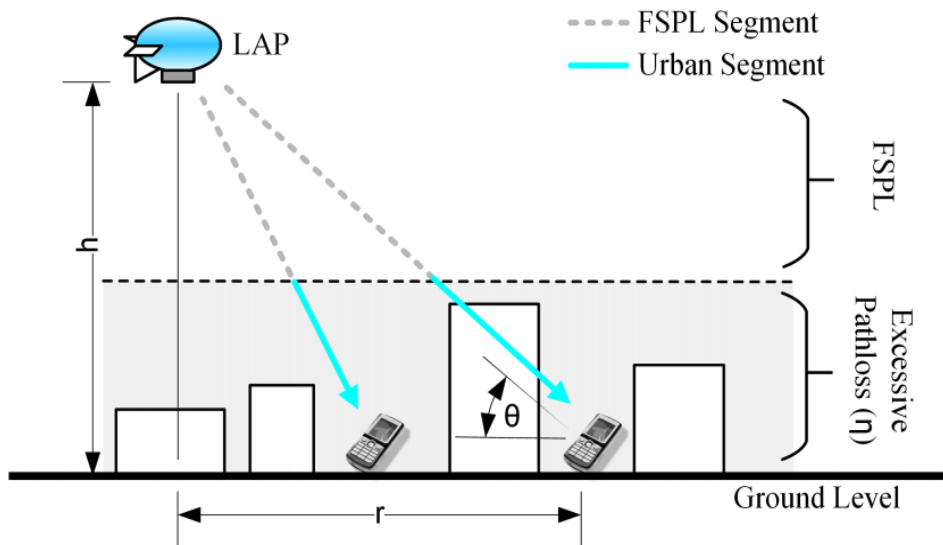
$$P_{Los} = \frac{1}{1 + \alpha \exp(-b(\theta - \alpha))} \quad (24)$$

Όπου α, b είναι περιορισμοί εξαρτώμενοι απ' το περιβάλλον, οι τιμές των μεταβλητών ανάλογα με την περιοχή απεικονίζονται στον Πίνακα 5. Ενδεικτικό σενάριο χρήσης αυτού μοντέλου απωλειών απεικονίζεται στο σχήμα 17. Η πιθανότητα το να έχουμε απώλειες NLoS δίνεται από τον εξής τύπο:

$$P_{NLos} = 1 - P_{Los} \quad (25)$$

Η μέση τιμή απωλειών δίνεται από τον εξής τύπο :

$$PL_{avg} = P_{Los}PL_{Los} + P_{NLos}PL_{NLos} \quad (26)$$



Σχήμα 16 Σενάριο χρήσης του A2G Elevation Angle-Based Model

Πίνακας 5: Τιμές των παραμέτρων αναλογα με την περιοχή χρήσης

Environment	a	b	γ
Suburban	0.1	750	8
Urban	0.3	500	15
Dense Urban	0.5	300	20
Highrise Urban	0.5	300	50

1.6.5 A2G 3GPP Model

Το 3GPP μοντέλο παρέχεται για τις επικοινωνίες μεταξύ των επίγειων σταθμών βάσης και των εναέριων χρηστών με υψόμετρο που κυμαίνεται από 1,5 έως 300 m. Το 3GPP μοντέλο είναι διαφορετικό από το Elevation Angle-Based μοντέλο που λαμβάνει υπόψη μόνο το αποτέλεσμα της γωνίας ανύψωσης, το μοντέλο 3GPP είναι ο συνδυασμός τόσο της γωνίας ανύψωσης όσο και του υψομέτρου. Η πιθανότητα να έχουμε LoS μπορεί να προσδιοριστεί τόσο από την απόσταση 2D μεταξύ του επίγειου σταθμού βάσης και του UAV d_{2D}, όσο και από το ύψος του UAV H_{UT}. Εάν το H_{UT} είναι χαμηλότερο από ένα προκαθορισμένο όριο H₁, ο εναέριος χρήστης μπορεί να θεωρηθεί ως επίγειος χρήστης, και έτσι τα μοντέλα καναλιών για επίγειες επικοινωνίες μπορούν να χρησιμοποιηθούν άμεσα. Αντίθετα, εάν το H_{UT} είναι μεγαλύτερο από ένα άλλο όριο H₂, η πιθανότητα να έχουμε LoS είναι 100% ενώ όταν $H_1 \leq H_{UT} \leq H_2$ τότε η πιθανότητα να έχουμε LoS θα είναι μια συνάρτηση PLoS (d_{2D}, H_{UT}) που σχετίζεται με d_{2D} και H_{UT}

Μαθηματικά, η πιθανότητα του LoS μπορεί να γραφτεί :

$$P_{LoS} = \begin{cases} P_{ter}, & 1.5 \leq H_{UT} \leq H_1 \\ P_{Los}(d_{2D}, H_{UT}), & H_1 \leq H_{UT} \leq H_2 \end{cases} \quad (27)$$

όπου P_{ter} είναι η πιθανότητα του LoS σε επίπεδες επικοινωνίες και δίνεται στον Πίνακα 7.4.2 του [10] και η πιθανότητα $P_{LoS}(d_{2D}, H_{UT})$ δίνεται από την σχέση :

$$P_{Los}(d_{2D}, H_{UT}) = \begin{cases} 1, & d_{2D} \leq d_1 \\ \frac{d_1}{d_{2D}} + \exp\left(\frac{-d_{2D}}{p_1}\right)\left(1 - \frac{d_1}{d_{2D}}\right), & d_{2D} > d_1 \end{cases} \quad (28)$$

με τις σταθερές p_1 και d_1 να δίνονται στον Πίνακα B-1 του [14]. Επιπλέον, με βάση το περιβάλλον, τα μοντέλα pathloss για LoS και NLoS καθώς και η τυπική απόκλιση εξασθένησης σκίασης δίνονται στον Πίνακα B-2 και στον Πίνακα B-3 του [10], αντίστοιχα.

1.6.6 Μοντέλο Cost 231 – Walfisch – Ikegami

Αυτό το εμπειρικό μοντέλο, που είναι ένας συνδυασμός των μοντέλων του J. Walfisch και του F. Ikegami, είναι ειδικά προσαρμοσμένο για μικρής κλίμακας PCS και κυψελώτες εφαρμογές. Το μοντέλο λαμβάνει υπόψη τα κτίρια στο κάθετο επίπεδο μεταξύ του πομπού και του δέκτη. Για την πρόβλεψη λαμβάνονται υπόψη σημαντικοί παράγοντες από αυτό το επίπεδο. Οι τελικές εξισώσεις που περιέχουν αυτές τις παραμέτρους βελτιστοποιήθηκαν και προσαρμόστηκαν σε αριθμητικές μετρήσεις με σκοπό να προκύψει ένα μοντέλο πρόβλεψης που να μπορεί να εφαρμοστεί σε διαφορετικά περιβάλλοντα διάδοσης. Η ακρίβεια του συγκεκριμένου μοντέλου δεν είναι αρκετά υψηλή, επειδή λαμβάνεται υπόψη μόνον ένας μικρός αριθμός παραμέτρων και δίνεται υπερβολική έμφαση στην απόσταση από τον πομπό.

Οι βασικές παράμετροι του μοντέλου είναι οι εξής [11] :

- Εύρος συχνότητας f 800 – 2000 MHz
- Ύψος κεραίας εκπομπής H_b 4 – 50 m
- Ύψος κεραίας λήψης H_m 1 – 3 m
- Απόσταση πομπού – δέκτη d 0.02 – 5 km
- Μέσο ύψος των οροφών των κτιρίων κατά μήκος της διαδρομής διάδοσης (m) H_{roo}
- Μέσο πλάτος των δρόμων μεταξύ των κτιρίων κατά μήκος της διαδρομής διάδοσης (m) w
- Μέση απόσταση χωρίσματος των κτιρίων μεταξύ τους (m) b
- Γωνία προσανατολισμού των δρόμων σε σχέση με την ευθεία της διάδοσης (σε μοίρες) ϕ

Καθώς μόνο αυτές οι χαρακτηριστικές τιμές λαμβάνονται υπόψη για τους υπολογισμούς, το Walfisch – Ikegami είναι ένα στατιστικό μοντέλο. Παρόλα αυτά, διακρίνει δύο περιπτώσεις, την οπτική επαφή (line of sight, LOS) και τη μη οπτική επαφή (none line of sight, NLOS).

Στην περίπτωση οπτικής επαφής (LOS) η πρόβλεψη δίνεται από τον εξής τύπο

$$L_b = 42.6 + 25 \log_{10} d + 20 \log_{10} f \quad \text{για } d \geq 0.020 \text{ km} \quad (29)$$

Η περίπτωση μη οπτικής επαφής (NLOS) είναι αρκετά πιο πολύπλοκη. Η βασική εξίσωση της είναι η παρακάτω

$$L_b = L_{fs} + L_{rts} + L_{msd} \quad (30)$$

Οι απώλειες διάδοσης για τον ελεύθερο χώρο L_{fs} δίνονται από τον τύπο (23). Επίσης, ο όρος που περιγράφει μαθηματικά την περιθλαση από την κορυφή της οροφής προς τον δρόμο και τις απώλειες σκέδασης (roof-top-to-street diffraction and scatter loss) είναι

$$L_{rts} = -16.9 - 10 \log_{10} W + 10 \log_{10} f + 2010 \log_{10} (H_{roof} - H_m) + L_{cri} \quad (31)$$

Οι συνιστώσες για το multiscreen diffraction loss δίνονται ως εξής :

$$L_{msd} = L_{bsh} + ka + kd \log_{10} d + kf \log_{10} f + 9 \log_{10} b \quad (32)$$

Όπου

$$ka = 54 \quad \text{για } H_b = H_{roof} \quad (33)$$

$$ka = 54 - 0.8(H_b - H_{roof}) \quad \text{για } d \geq 0.5 \text{ και } H_b \leq H_{roof} \quad (34)$$

$$ka = 54 - 0.8(H_b - H_{roof}) \left(\frac{d}{0.5}\right) \quad \text{για } d < 0.5 \text{ και } H_b < H_{roof} \quad (35)$$

$$kb = 18 \quad \text{για } H_b > H_{roof} \quad (36)$$

$$kb = 18 - 15 \left(\frac{H_b - H_{roof}}{H_{roof}}\right) \quad \text{για } H_b \leq H_{roof} \quad (37)$$

2

Τεχνικές Μηχανικής Μάθησης

Η Μηχανική Μάθηση είναι μέρος της Τεχνητής Νοημοσύνης (AI). Για να είναι έξυπνο ένα σύστημα που βρίσκεται σε ένα μεταβαλλόμενο περιβάλλον θα πρέπει να έχει την ικανότητα να μαθαίνει. Εάν το σύστημα μπορεί να μάθει και να προσαρμοστεί σε τέτοιες αλλαγές, ο σχεδιαστής του συστήματος δεν χρειάζεται να προβλέψει και να παρέχει λύσεις για όλες τις πιθανές καταστάσεις. Με άλλα λόγια, η Μηχανική Εκμάθηση επιτρέπει στους υπολογιστές να βελτιστοποιούν ένα κριτήριο απόδοσης χρησιμοποιώντας παραδείγματα δεδομένων. Ουσιαστικά είναι το φαινόμενο κατά το οποίο ένα σύστημα βελτιώνει την απόδοσή του κατά την εκτέλεση μιας συγκεκριμένης εργασίας, χωρίς να υπάρχει ανάγκη να προγραμματιστεί εκ νέου. Σαφώς, το πλεονέκτημα που προσφέρει η Μηχανική Μάθηση στη λειτουργία των ασύρματων δικτύων είναι ότι θα επιτρέψει στα στοιχεία δικτύου να παρακολουθούν, να μαθαίνουν και να προβλέπουν διάφορες παραμέτρους που σχετίζονται με την επικοινωνία, όπως για παράδειγμα η συμπεριφορά του ασύρματου καναλιού, μοτίβα κυκλοφορίας και η τοποθεσία των διάφορων συσκευών που εμπλέκονται σε επικοινωνία συστήματα. Εν γένει, ο τομέας της Μηχανικής Μάθησης αναπτύσσει τρεις τρόπους μάθησης, ανάλογους με τους τρόπους με τους οποίους μαθαίνει ο άνθρωπος : Επιβλεπόμενη Μάθηση, Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση και Ενισχυτική Μάθηση. Πιο αναλυτικά :

- **Επιβλεπόμενη μάθηση (Supervised Learning)** : Στην Επιβλεπόμενη Μάθηση, οι αλγόριθμοι χρησιμοποιούν σύνολα δεδομένων, στα οποία διατίθενται τόσο η είσοδος όσο και η επιθυμητή έξοδος. Χρησιμοποιείται σε προβλήματα :
 1. Ταξινόμησης (Classification)
 2. Πρόβλεψης (Prediction)
 3. Διερμηνείας (Interpretation)
- **Μη Επιβλεπόμενη μάθηση (Unsupervised Learning)** : Στην Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση, οι αλγόριθμοι χρησιμοποιούν επίσης διαθέσιμα δεδομένα για εκπαίδευση, τα οποία, ωστόσο, δεν περιλαμβάνουν έξοδο με ετικέτα. Χρησιμοποιείται σε προβλήματα :
 1. Ανάλυσης Συσχετισμών (Association Analysis)
 2. Ομαδοποίησης (Clustering)

- **Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)** : Στην Ενισχυτική Μάθηση, οι αλγόριθμοι μαθαίνουν μια στρατηγική ενεργειών μέσα από άμεση αλληλεπίδραση με το περιβάλλον. Επομένως, η κύρια ιδέα αυτού του τύπου μάθησης είναι ριζικά διαφορετική σε σύγκριση με τις προηγούμενες, οι οποίες εκμεταλλεύονται ιστορικά δεδομένα. Χρησιμοποιείται κυρίως σε προβλήματα σχεδιασμού (planning), όπως για παράδειγμα ο έλεγχος κίνησης ρομπότ και σε διάφορα σενάρια στον τομέα της βελτιστοποίησης του ασύρματου δικτύου(wireless network optimization).

2.1 Αλγόριθμοι Επιβλεπόμενης Μάθησης

2.1.1 K-NN

Ο αλγόριθμος K-nearest neighbors (K-πλησιέστερων γειτόνων KNN) [12] είναι ένας από τους αλγόριθμους της Επιβλεπόμενης Μάθησης που μπορεί να χρησιμοποιηθεί τόσο για προβλήματα ταξινόμηση όσο και παλινδρόμησης. Ο KNN χρησιμοποιεί την «ομοιότητα χαρακτηριστικών» (feature similarity) για να προβλέψει τις τιμές των νέων δεδομένων, κάτι που σημαίνει επιπλέον ότι στο νέο σημείο δεδομένων θα εκχωρηθεί μια τιμή με βάση το πόσο κοντά ταιριάζει με τα σημεία στο σετ εκπαίδευσης (training set). Η εκτέλεση του K-NN αλγόριθμου ακολουθεί τα εξής βήματα.

Βήμα 1 - Για την εφαρμογή οποιουδήποτε αλγορίθμου, χρειαζόμαστε ένα σύνολο δεδομένων (data set). Έτσι, κατά το πρώτο βήμα του KNN, πρέπει να χωρίσουμε το data set σε δυο μέρη. Στο πρώτο μέρος το οποίο συνήθως αποτελείται από το 70 % του data set ονομάζεται training set. Το δεύτερο μέρος, το οποίο αποτελείται από το υπόλοιπο 30 % του data set, ονομάζεται σύνολο ελέγχου (test set).

Βήμα 2 - Στη συνέχεια, πρέπει να επιλέξουμε την τιμή του K, δηλαδή τα πλησιέστερα σημεία δεδομένων. Το K μπορεί να είναι οποιοσδήποτε **ακέραιος**.

Βήμα 3 - Για κάθε test δεδομένο i του test set N κάνουμε τα εξής –

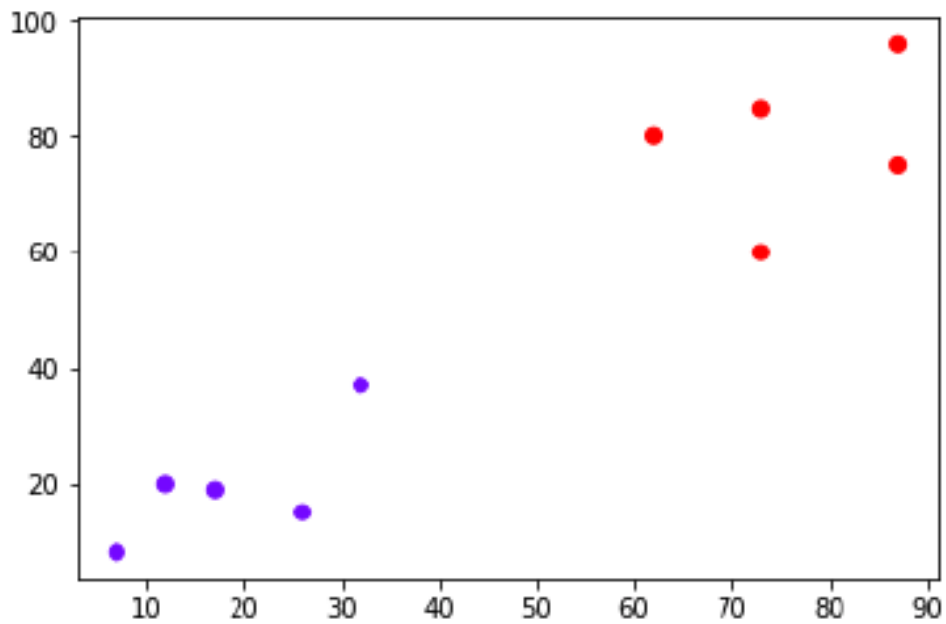
- 3.1 – Υπολογίζουμε την απόσταση μεταξύ του i test δεδομένου και κάθε σειράς δεδομένων j του training set με τη βοήθεια οποιασδήποτε από τις μεθόδους :
 - Ευκλείδεια απόσταση
 - Manhattan απόσταση
 - Hamming απόσταση

Η πιο συχνά χρησιμοποιούμενη μέθοδος για τον υπολογισμό της απόστασης είναι η Ευκλείδεια.

- 3.2 – Με βάση την τιμή απόστασης, ταξινομούμε τα training δεδομένα σε αύξουσα σειρά.
- 3.3 – Επιλέγουμε τα K πρώτα training δεδομένα από τον ταξινομημένο πίνακα.
- 3.4 – Εκχωρούμε μια κλάση στο test δεδομένο i με βάση την πιο συχνή κλάση αυτών των training δεδομένων.

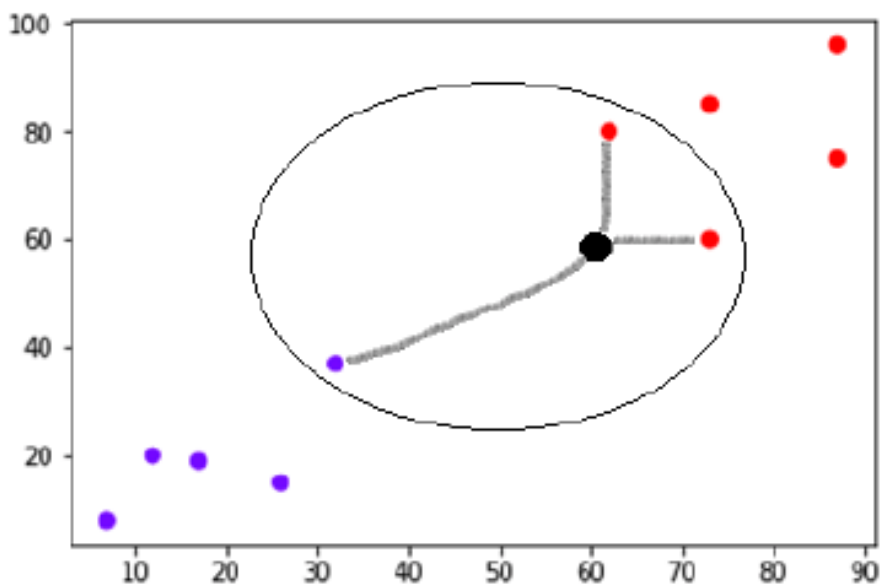
Βήμα 4 – Τερματισμός Αλγορίθμου.

Στο παράδειγμα που απεικονίζεται στο **Σχήμα 17** έχουμε δέκα παρατηρήσεις και δύο κλάσεις, την κόκκινη και την μωβ



Σχήμα 17: Εφαρμογή KNN αλγορίθμου στάδιο πρώτο

Στο **Σχήμα 18** έχουμε μια νέα παρατήρηση την οποία θέλουμε να ταξινομήσουμε σε μια από τις δύο κλάσεις. Θέτουμε το K να είναι ίσο με τρία, επομένως ο K -NN θα ψάξει να βρει τους τρεις κοντινότερους γείτονες. Παρατηρούμε ότι από τους τρεις κοντινότερους γείτονες, οι δύο ανήκουν στην κόκκινη κλάση ενώ η άλλη μια στην μωβ, συνεπώς η νέα παρατήρηση θα ταξινομηθεί στην κόκκινη κλάση.



Σχήμα 18: Εφαρμογή KNN αλγορίθμου στάδιο δεύτερο

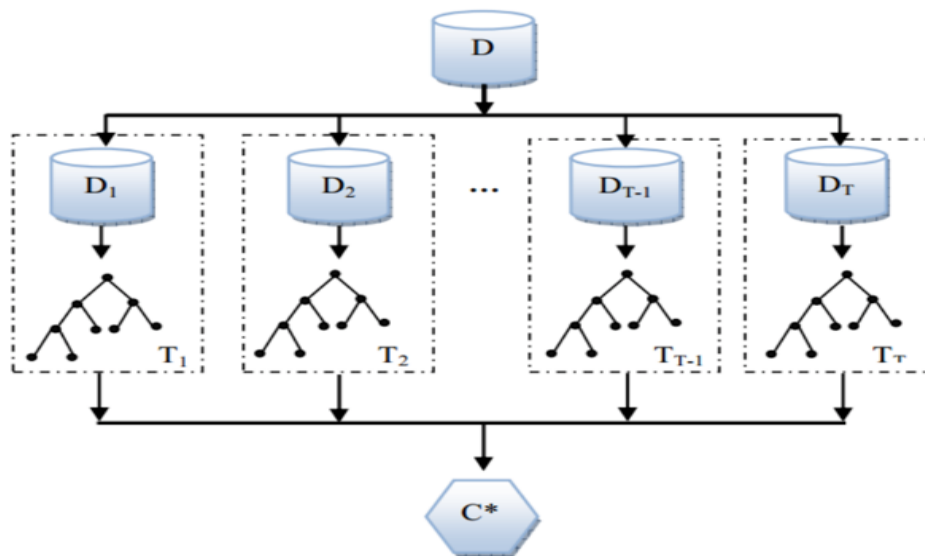
2.1.2 Random Forest

Η Μάθηση Συνόλων η αλλιώς Συγκεντρωτική Μάθηση (Ensemble Learning) [12], αφορά την μάθηση η οποία χρησιμοποιεί πολλούς μεμονωμένους αλγόριθμους μαζικά για την επίλυση προβλημάτων ταξινόμησης και παλινδρόμησης και όχι μόνο έναν. Οι ποιο γνωστοί μέθοδοι που αφορούν την μάθηση συνόλων είναι :

- Bagging
- Boosting
- Random Forest

Ο Random Forest είναι από τους πιο δημοφιλείς αλγόριθμους στην κατηγορία του κυρίως για την ικανότητα του να διαχειρίζεται μεγάλο όγκο δεδομένων και με σχετικά γρήγορη ταχύτητα. Όπως απεικονίζεται στο **Σχήμα 19** ο Random Forest αποτελείται από ένα σύνολο T τυχαίων δέντρων (random trees), όπου το κάθε τυχαίο δέντρο T_i εκπαιδεύεται από ένα τυχαίο υποσύνολο με επανατοποθέτηση (bootstrap sampling) D_i του αρχικού συνόλου D . Η ιδιαιτερότητα αυτού του αλγόριθμου είναι ότι για κάθε δέντρο ξεχωριστά δεν λαμβάνει υπόψη όλες τις μεταβλητές (attributes), αλλά επιλέγει τυχαία ένα υποσύνολο από αυτά. Δηλαδή, αν είχαμε ένα σύνολο από M μεταβλητές, τότε για κάθε δέντρο επιλέγεται τυχαία $m \ll M$. Η τιμή του m παραμένει σταθερή κατά τη διάρκεια κατασκευής όλου του δάσους και παίζει πολύ σημαντικό ρόλο για το classification error του δάσους.

Στη συνέχεια, παρατηρώντας και συγκρίνοντας αν τα διανύσματα εισόδου, των οποίων οι τιμές είναι κοντά η μία στην άλλη, ανήκουν ή όχι στην ίδια κλάση, κατασκευάζεται ένα σετ από κανόνες αποφάσεων (decision rules) με σκοπό την ταξινόμηση μελλοντικών δειγμάτων (test set) στις γνωστές κλάσεις. Το σημείο όπου γίνεται η υπόθεση για μία μεταβλητή είναι αυτό στο οποίο η μεταβλητή χωρίζεται (split) ανάμεσα σε δύο τιμές και ταυτόχρονα χωρίζει το training set σε δύο subsets. Σχηματικά, στην απεικόνιση του δένδρου το σημείο αυτό ονομάζεται «node». Από το κάθε node γεννιούνται 2 subsets - «κλαδιά» (branches) με την αντίστοιχη απόφαση ή ένα κλαδί το οποίο καταλήγει σε μία κλάση. Όταν καταλήξουμε σε μία κλάση, αυτή βρίσκεται σε ένα «φύλλο» (leaf). Τέλος, εφόσον έχει δημιουργηθεί το τυχαίο δέντρο, εφαρμόζουμε στην είσοδο του ένα άγνωστο παράδειγμα, τότε σε περίπτωση προβλήματος ταξινόμησης ως πρόβλεψη παίρνουμε την πλειοψηφία ενώ σε πρόβλημα παλινδρόμησης ως πρόβλεψη παίρνουμε τον μέσο όρο των απαντήσεων των δέντρων.

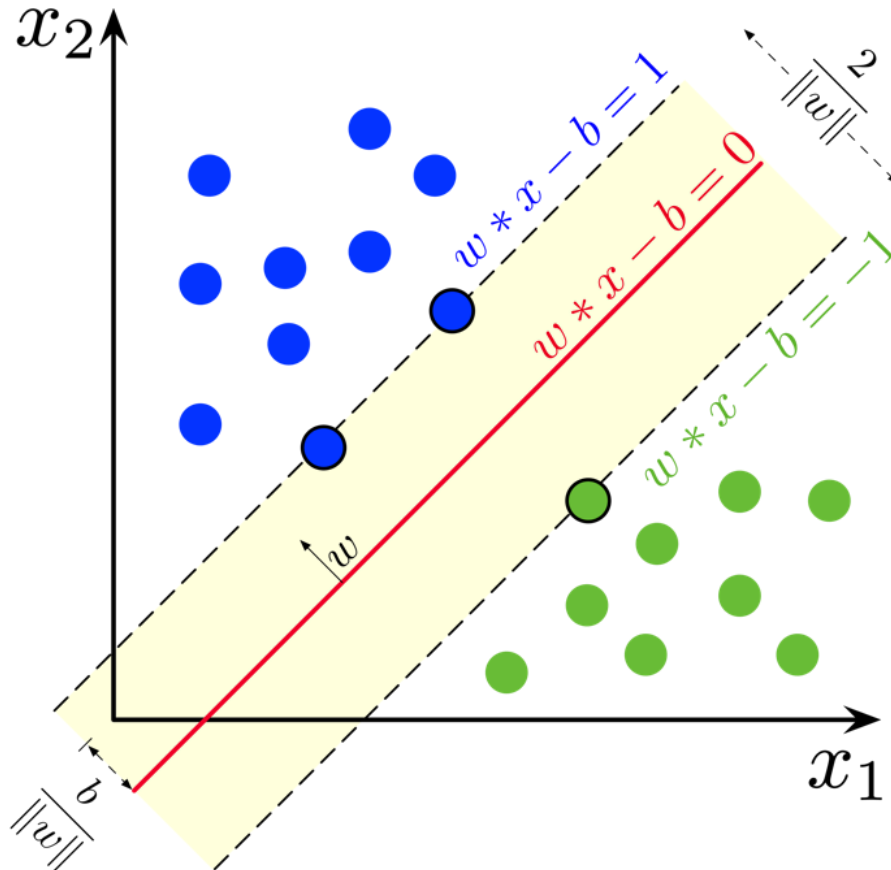


Σχήμα 19: Αρχιτεκτονική του Random Forest αλγορίθμου.

2.1.3 Support Vector Machine SVM

Οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης ή αλλιώς Support Vector Machine (SVM) είναι ένας από τους πιο γνωστούς αλγορίθμους Μηχανικής Μάθησης βασισμένος στη στατιστική θεωρία. Σκοπός του SVM είναι να δημιουργήσει ένα υπερεπίπεδο (hyperplane) που επιχειρεί να διαχωρίσει δυο ή και περισσότερες κλάσεις [12]. Για την ακρίβεια ο SVM ψάχνει να βρει το υπερεπίπεδο με το μεγαλύτερο πλάτος ή αλλιώς την πιο παχιά λωρίδα ανάμεσα στις κλάσεις όπως απεικονίζεται στο Σχήμα 20. Η διάσταση του υπερεπιπέδου είναι μια φορά λιγότερη από την διάσταση του συνόλου εκπαίδευσης.

Η επιλογή του υπερεπιπέδου γίνεται με βάση την απόσταση των κοντινότερων σημείων των κλάσεων (support vector) από αυτήν. Για παράδειγμα (Σχήμα 20) αν έχουμε ένα παράδειγμα με δυο κλάσεις, τα δείγματα των δυο κλάσεων που βρίσκονται κοντά στο υπερεπίπεδο ονομάζονται support vectors. Στο δικό μας παράδειγμα είναι εκείνα τα οποία βρίσκονται στις διακεκομμένες γραμμές. Το υπερεπίπεδο το οποίο θα επιλεγθεί ανάμεσα από όλα τα δυνατά είναι εκείνο που ισαπέχει από τις n κλάσεις και με το μεγαλύτερο πλάτος. Η εύρεση αυτού του υπερεπιπέδου είναι ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης και λύνεται με quadratic programming.



Σχήμα 20: SVM Αλγόριθμος

Ο μαθηματικός τύπος του υπερεπιπέδου είναι :

$$W^T * x + b = 0 \quad (38)$$

Η απόσταση οποιαδήποτε σημείο από το υπερεπίπεδο δίνεται από τον ακόλουθο τύπο:

$$r = \frac{W^T * x + b}{||w||} \quad (39)$$

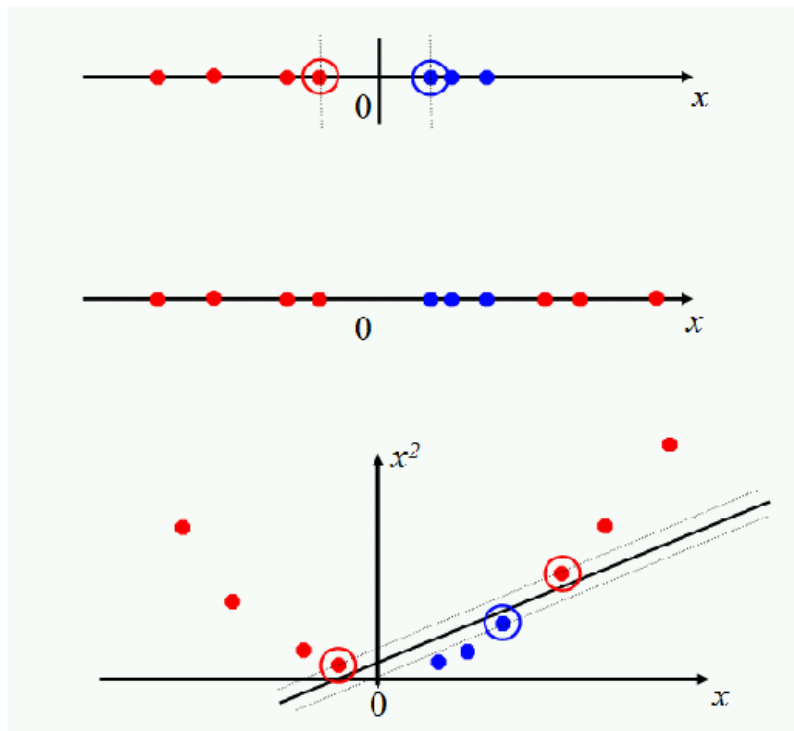
Η κλίση του υπερεπιπέδου δίνεται από τον τύπο :

$$W = \sum a_i y_i x_i \quad (40)$$

Ο μαθηματικός τύπος ταξινόμησης δίνεται από τον τύπο :

$$f(x) = \sum a_i y_i x_i^T X + b \quad (41)$$

Όπου a_i είναι οι τελεστές Lagrange, x_i είναι τα support vector και y_i είναι οι τιμές των παραδειγμάτων εκπαίδευσης. Σε περίπτωση που τα δεδομένα μας δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμα (Σχήμα 21) ο SVM προσπαθεί να φέρει τα δεδομένα μας σε μια νέα διάσταση όπου εκεί μπορεί να είναι γραμμικά διαχωρίσιμα.



Σχήμα 21: Εφαρμογή του SVM αλγορίθμου

Άρα μετασχηματίζουμε τα δεδομένα σε ένα χώρο μεγαλύτερης διαστασιμότητας διότι στο νέο αυτό χώρο ο SVM έχει περισσότερες πιθανότητες να διαχωρίσει τα δεδομένα με γραμμικό τρόπο. Αυτό επιτυγχάνεται με το κόλπο του πυρήνα (kernel trick)

$$K(x_i x_j) = x_i^T x_j \quad (42)$$

Γνωστά παράδειγμα μετασχηματισμού kernel είναι :

$$K_{radial}(x_i x_j) = \exp(-g * \|x_i - x_j\|^2) \quad (43)$$

$$K_{polynomial}(x_i x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (44)$$

$$K_{sygmoid}(x_i x_j) = \tanh(kx_i^T x_j + \theta) \quad (45)$$

2.2 Αλγόριθμοι μη Επιβλεπομένης Μάθησης

2.2.1 K-means

Όταν έχουμε ένα σύνολο προτύπων η ομαδοποίηση είναι μια τεχνική που προσπαθεί να δημιουργήσει συστάδες αντικειμένων με παρόμοια χαρακτηριστικά. Ιδεατά, οι αποστάσεις ανάμεσα σε κάθε συστάδα πρέπει να είναι ελάχιστες ενώ ανάμεσα στις διαφορετικές συστάδες μέγιστες. Ο αλγόριθμος k-means [13] ξεκινάει με K τυχαία σημεία, τα οποία ονομάζονται κεντροειδή της συστάδας και δηλώνουν το κέντρο βάρους της συστάδας. Το k υποδηλώνει σε πόσες συστάδες θέλουμε ο αλγόριθμος να δημιουργήσει. Ο αλγόριθμος εκτελεί επαναληπτικά δύο βήματα.

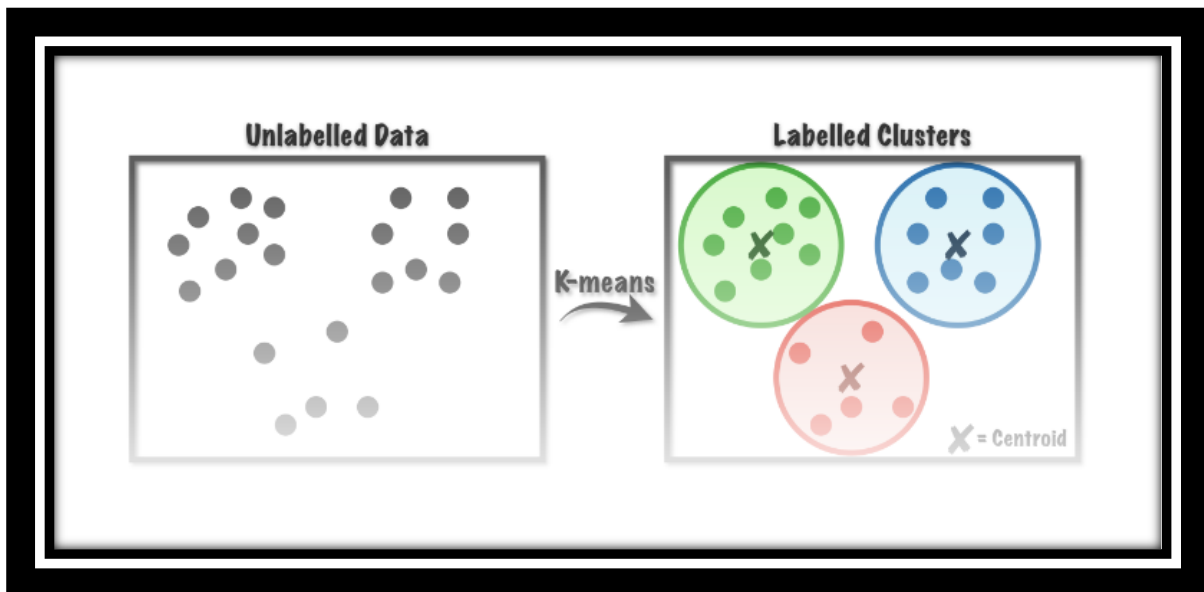
- Το πρώτο βήμα αφορά την ανάθεση σε κάποια συστάδα, ενώ το δεύτερο βήμα αφορά τον επαναπροσδιορισμό και τη μετατόπιση του κεντροειδούς κάθε συστάδας. Πιο αναλυτικά, όσον αφορά στο πρώτο βήμα, δηλαδή την ανάθεση σε κάποια συστάδα, ο αλγόριθμος εξετάζει κάθε δείγμα σε σχέση με τα κεντροειδή των συστάδων. Με χρήση κάποιου μέτρου απόστασης, αναθέτει το εξεταζόμενο δείγμα στη συστάδα, της οποίας το κεντροειδές είναι το πλησιέστερο ως προς το συγκεκριμένο δείγμα.
- Στο δεύτερο βήμα, παίρνοντας τον μέσο όρο των δειγμάτων κάθε συστάδας, επανυπολογίζονται τα κεντροειδή της κάθε συστάδας, ώστε το κεντροειδές να είναι πιο αντιπροσωπευτικό στην πρόσφατα διαμορφωμένη συστάδα.

Ο αλγόριθμος εκτελεί επαναληπτικά αυτά τα δύο βήματα, μέχρις ότου τα κεντροειδή των συστάδων να μετατοπίζονται ελάχιστα και σε απόσταση μικρότερη από κάποια δοθείσα τιμή κατωφλίου. Ως εναλλακτικό κριτήριο τερματισμού του αλγορίθμου μπορεί να χρησιμοποιηθεί και ο αριθμός επαναλήψεων του αλγορίθμου.

Τα βασικά βήματα του αλγορίθμου είναι τα εξής :

1. Επιλογή του αριθμού ομάδων.
2. Τυχαία δημιουργία K ομάδων και ορισμός των κεντροειδών των ομάδων.
3. Μεταβίβαση του κάθε σημείου στο κεντροειδές της κοντινότερης ομάδας.
4. Υπολογισμός των νέων κεντροειδών των ομάδων.
5. Επανάληψη των βημάτων 3 και 4 μέχρις ότου τα κέντρα των συστάδων να μην αλλάζουν ή μέχρις ότου ολοκληρωθεί ένας αριθμός επαναλήψεων.

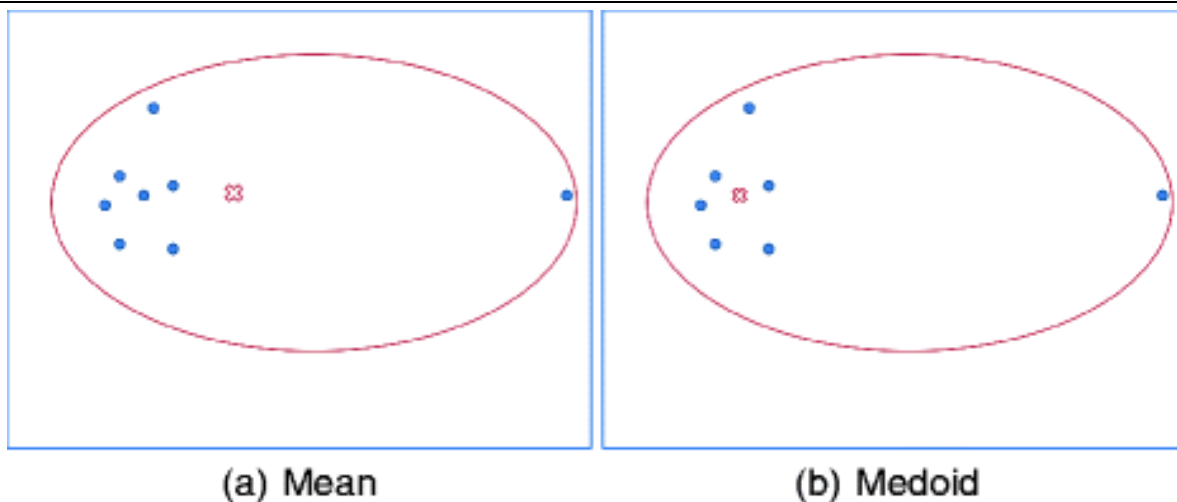
Στο **Σχήμα 22** απεικονίζεται ένα παράδειγμα εφαρμογής του k-means αλγορίθμου όπου θέτουμε το K ίσο με το 3. Παρατηρούμε ότι ενδοκυτταρικά οι αποστάσεις μεταξύ των παρατηρήσεων είναι κοντινές ενώ διακυτταρικά είναι μεγάλες (αποστάσεις μεταξύ συστάδων).



Σχήμα 22: Εφαρμογή του K-means αλγορίθμου

2.2.2 K-medoids

Πρώτα απ 'όλα πρέπει να εισαγάγουμε την έννοια του κέντρου μιας συστάδας, που γενικά ονομάζεται κεντροειδές όπως αναφέραμε στο προηγούμενο κεφάλαιο. Υποθέτοντας ότι χρησιμοποιούμε την Ευκλείδεια απόσταση ή κάτι παρόμοιο ως μέτρο, μπορούμε να ορίσουμε το κεντρικό σημείο μιας συστάδας να είναι το σημείο για το οποίο κάθε τιμή χαρακτηριστικού είναι ο μέσος όρος των τιμών του αντίστοιχου χαρακτηριστικού για όλα τα σημεία του συμπλέγματος. Το κέντρο του συμπλέγματος θα είναι πάντα ένα από τα σημεία του συμπλέγματος. Αυτή είναι η κύρια διαφορά μεταξύ του αλγόριθμου k-mean και k-medoids (Σχήμα 23). Ο αλγόριθμος k-medoids [13] είναι πιο ανθεκτικός στον θόρυβο και διαχειρίζεται ποιο αποτελεσματικά τις ακραίες τιμές σε σύγκριση με το *k-means*, επειδή ελαχιστοποιεί ένα άθροισμα ανισοτήτων ανά ζεύγος αντί για ένα άθροισμα τετραγώνων Ευκλείδων.



Σχήμα 23: Διαφορά ταξινόμησης μεταξύ K-means και K-Medoids

3

Μη Επανδρωμένα Αεροσκάφη UAV

3.1 Τεχνική Περιγραφή των HAP και LAP Δικτύων

Τα UAVs, κοινώς γνωστά ως drone, διατίθενται σε διαφορετικά μεγέθη και προδιαγραφές, όπως φαίνεται στο **Σχήμα 24**. Μπορούν να χρησιμοποιηθούν γρήγορα καθώς και όποτε χρειαστούν, γεγονός που τα καθιστά υποσχόμενα υποψήφια για την παροχή κυψελωτής σύνδεσης. Σε αυτήν την ενότητα, συνοψίζονται και εξηγούνται τα χαρακτηριστικά και οι δυνατότητες μερικών τυπικών drones (**Πίνακας 6**) με ιδιαίτερη έμφαση στον αντίκτυπό τους στις κυψελωτές επικοινωνίες.

Πίνακας 6: Χαρακτηριστικά των διάφορων τύπων από drones

	Μικροσκοπικά (βάρους $\leq 100g$)	Πολύ Μικρά ($100g \leq \text{βάρους} < 2kg$)	Μικρά ($2kg \leq \text{βάρους} < 25kg$)	Μεσαία ($25kg \leq \text{βάρους} < 150kg$)	Μεγάλα (βάρους $> 150kg$)
Μοντέλο	Kogan Nano Drone	Parrot Disco	DJI Spreading Wings	Scout B-330 UAV helicopter	Predactor B
Αναφορά	[14]	[15]	[16]	[17]	[18]
Απεικόνιση	Σχ.24(b)	Σχ. 24(c)	Σχ.24(d)	Σχ.24(e)	Σχ.24(f)
Βάρος	16g	750g	3.3kg	90kg	22231g
Φορτίο	N/A	N/A	4.9kg	50kg	1700kg
Μηχανισμός Πτήσης	Multi-rotor	Fixed-wing	Multi-rotor	Multi-rotor	Fixed-wing
Εμβέλεια	50-80m	2km	N/A	N/A	1852km
Υψόμετρο	N/A	N/A	N/A	3km	15km

Χρόνος Πτήσης	6-8min	45min	18min	180min	1800min
Ταχύτητα	N/A	80km/h	57.6 km/h	100km/h(οριζόντια)	482km/h
Παροχή Ενέργειας	3.7V/160mAh Li-battery	2700mAh/25A 3-cell LiPo Battery	LiPo Battery (6S, 1000mAh~1500mAh, 15C(Min))	Engine 21kW Onboard Power generator for Payload:1.5kW	Engine 712kW
Κατανάλωση Ενέργειας	N/A	N/A	Μέγιστο: 3kW Έλικας: 1kW	Μηχανή 21kW; ενσωματωμένη γεννήτρια για ωφέλιμο φορτίο:1.5kW	Μηχανή 712kW;

3.1.1 Ωφέλιμο Φορτίο (Payload)

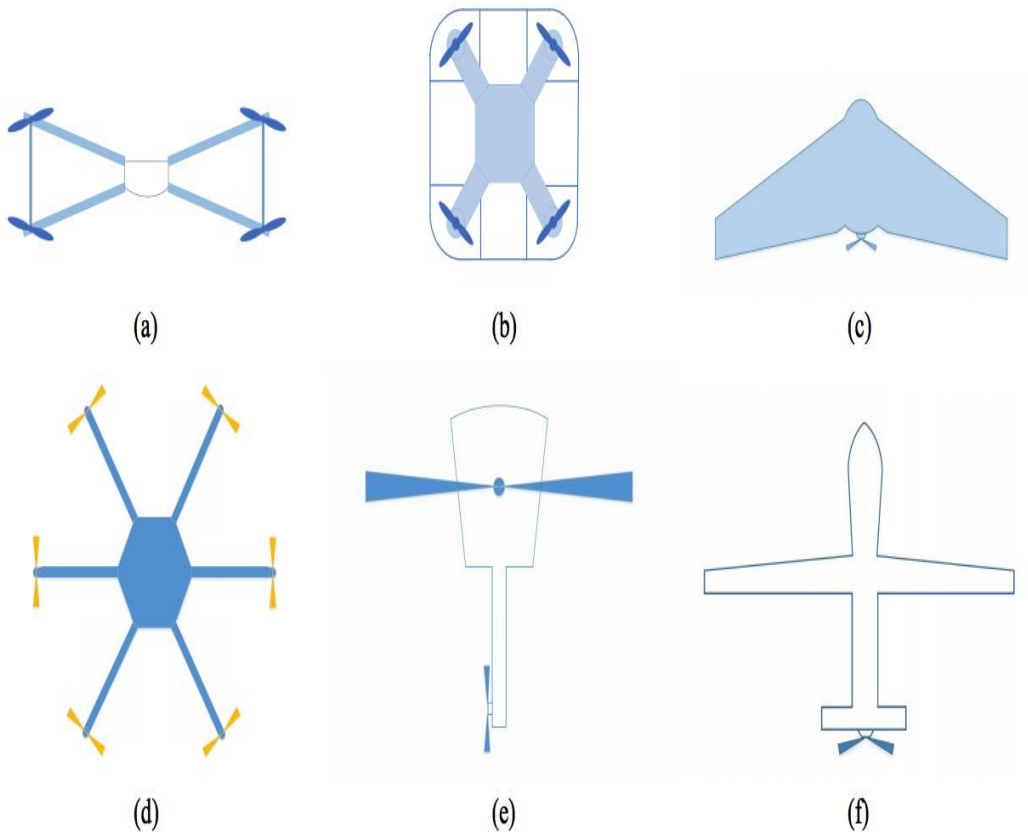
Το ωφέλιμο φορτίο αναφέρεται στο μέγιστο βάρος που μπορεί να μεταφέρει ένα drone το οποίο κυμαίνεται από δεκάδες γραμμάρια έως εκατοντάδες κιλά. Τυπικά ωφέλιμα φορτία περιλαμβάνουν βιντεοκάμερες και κάθε είδους αισθητήρες, οι οποίοι θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν για αναγνώριση, παρακολούθηση καθώς και για εμπορικούς σκοπούς [19]. Αναφορικά όμως με τις κυβελωτές επικοινωνίες, τα drones μπορούν να μεταφέρουν κινητά τηλέφωνα ή tablet, των οποίων το βάρος είναι συνήθως μικρότερο από 1 κιλό [20]. Οι σταθμοί βάσης BSs μπορούν επίσης να μεταφερθούν ή να τοποθετηθούν σε drones για την παροχή κυβελωτών υπηρεσιών. Σε αυτήν την περίπτωση, το ωφέλιμο φορτίο των drones πρέπει να είναι τουλάχιστον μερικά κιλά.

3.1.2 Μηχανισμοί Πτήσης

Ανάλογα με τους μηχανισμούς πτήσης, τα αεροσκάφη μπορούν να ταξινομηθούν σε τρεις κατηγορίες :

- **Multi-rotor drones (γνωστά και ως rotary-wings drones)** : Επιτρέπει την κάθετη απογείωση και προσγείωση, και μπορεί να τοποθετηθεί πάνω σε μια σταθερή τοποθεσία για να παρέχει συνεχή κυτταρική κάλυψη σε ορισμένες περιοχές. Αυτή η υψηλή ευελιξία τα καθιστά κατάλληλα σε κυβελωτές επικοινωνίες, καθώς μπορούν να λειτουργήσουν ως εναέριοι σταθμοί βάσης στις επιθυμητές θέσεις με υψηλή ακρίβεια, ή να πετούν σε μια καθορισμένη τροχιά. Ωστόσο, τα Multi-rotor drones έχουν περιορισμένη κινητικότητα και καταναλώνουν σημαντική ισχύ.
- **Fixed-wing drones** : Μπορούν να ολισθήσουν πάνω από τον αέρα, γεγονός που τα καθιστά σημαντικά πιο ενεργειακά αποδοτικά και μπορούν να μεταφέρουν βαρύ ωφέλιμο φορτίο. Η ολίσθηση βοηθά επίσης τα Fixed-wing drones να ταξιδεύουν με μεγαλύτερη ταχύτητα. Τα μειονεκτήματα των Fixed-wing drones είναι ότι (i) απαιτούν διάδρομο για απογείωση και προσγείωση καθώς δεν είναι δυνατή η κατακόρυφη απογείωση και προσγείωση [21] και (ii) δεν μπορούν να αιωρηθούν πάνω σε μια σταθερή θέση. Τα Fixed-wing drones είναι επίσης πιο ακριβά από τα Multi-rotor drones.

- **Hybrid fixed/rotary wing drones :** Πρόσφατα έφτασαν στην αγορά για να συμβιβαστούν μεταξύ των δύο προαναφερθέντων τύπων drone. Ένα επεξηγηματικό παράδειγμα ενός Hybrid fixed/rotary wing drone είναι το **Parrot Swing** που φαίνεται στο **Σχήμα 24 (a)** το οποίο μπορεί να απογειωθεί κατακόρυφα, να φτάσει γρήγορα στον προορισμό του ολισθαίνοντας μέσω του αέρα και στη συνέχεια να μεταβεί σε αιωρούμενη κατάσταση χρησιμοποιώντας τέσσερις πτέρυγες.



Σχήμα 24:Εικόνες διαφορετικών τύπων UAVs. (a) Parrot Swing (front view). (b) Kogan Nano Drone. (c) Parrot Disco. (d) DJI Spreading Wings S900. (e) Scout B-330 UAV helicopter. (f) Predator B.

3.1.3 Εύρος και Υψόμετρο

Η εμβέλεια (ένα hop) ενός drone αναφέρεται στην απόσταση από την οποία μπορεί να ελεγχθεί εξ αποστάσεως. Η εμβέλεια κυμαίνεται από δεκάδες μέτρα για μικρά drones έως εκατοντάδες χιλιόμετρα για μεγάλα. Το υψόμετρο εδώ αναφέρεται στο μέγιστο ύψος που μπορεί να φτάσει ένα drone ανεξάρτητα από τους κανονισμούς της εκάστοτε χώρας. Το μέγιστο υψόμετρο ενός drone είναι μια κρίσιμη παράμετρος για τις κυψελωτές επικοινωνίες που υποστηρίζονται από UAV, καθώς ένα UAV BS πρέπει να μεταβάλλει το ύψος του για να μεγιστοποιήσει την κάλυψη του εδάφους και να ικανοποιήσει τις απαιτήσεις διαφορετικής ποιότητας υπηρεσίας (Quality of Services QoS) [22]. Συνολικά, οι εναέριες πλατφόρμες (aerial platforms) μπορούν να ταξινομηθούν σε δύο τύπους ανάλογα με το ύψος τους :

- Οι Πλατφόρμες Χαμηλού Υψομέτρου (**Low-Altitude Platforms, LAP**) χρησιμοποιούνται συνήθως για να βοηθήσουν τις κυψελωτές επικοινωνίες, καθώς είναι πιο οικονομικά αποδοτικές και επιτρέπουν γρήγορη ανάπτυξη. Επιπλέον, τα LAP παρέχουν συνήθως συνδέσμους οπτικής όρασης μικρής εμβέλειας (Line-Of-Sight, LOS) που μπορούν να βελτιώσουν σημαντικά την απόδοση της επικοινωνίας [23], [24].
- Οι Πλατφόρμες Μεγάλου Υψομέτρου (High-Altitude Platforms, HAP), όπως τα μπαλόνια, μπορούν επίσης να παρέχουν κυτταρική συνδεσιμότητα. Σε σύγκριση με τα LAP, τα HAP έχουν ευρύτερη κάλυψη και μπορούν να μείνουν πολύ περισσότερο στον αέρα. Ωστόσο, η ανάπτυξη HAP είναι πιο περίπλοκη και θεωρείται κυρίως ως όχημα για την παροχή σύνδεσης στο Διαδίκτυο σε μεγάλες πληθυσμιακές εκτάσεις που δεν εξυπηρετούνται επί του παρόντος από κυψελωτά δίκτυα. Η χρήση HAPs σε κυψελωτές επικοινωνίες μπορεί να προκαλέσει ολική διακοπή του δικτύου λόγω εξαιρετικά μεγάλης παρεμβολής μεταξύ κυττάρων [25], [26]. Ως εκ τούτου, σπάνια εξετάζονται στη βιβλιογραφία θέματα σχετικά με τα κυψελωτά δίκτυα που υποστηρίζονται από UAV, αλλά μάλλον επιδιώκονται από εταιρείες Διαδικτύου.

3.1.4 Ταχύτητα και Χρόνος Πτήσης

Τα μικρά drone συνήθως ταξιδεύουν με ταχύτητες κάτω των 15 m / s [27], ενώ τα μεγάλα drone μπορούν να φτάσουν σε εντυπωσιακή ταχύτητα 100 m / s. Όταν ένα UAV BS / αναμεταδότης πετά σε μια καθορισμένη τροχιά για να μεγιστοποιήσει την ενεργειακή και φασματική απόδοση του δικτύου, η ταχύτητά του πρέπει να εξεταστεί προσεκτικά εάν η τροχιά απαιτεί συχνές στροφές. Ο μέγιστος χρόνος που μπορεί να περάσει ένα drone στον αέρα χωρίς επαναφόρτιση ή ανεφοδιασμό αναφέρεται ως χρόνος πτήσης (flight time) ή αντοχή. Τα μικρά εμπορικά drones έχουν συνήθως χρόνο πτήσης 20-30 λεπτά, ενώ μερικά μεγάλα μπορούν να διαρκέσουν για ώρες [28]. Οι αναδυόμενες τεχνολογίες έχουν παρατείνει την αντοχή των μικρών drone. Για παράδειγμα, το Skyfront Tailwind drone μπορεί να επιτύχει αντοχή έως και 4,5 ώρες με υβριδικές-ηλεκτρικές πηγές [29]. Παρ' όλα αυτά, η περιορισμένη αντοχή των υπαρχόντων UAV εκτός του ορίου είναι σήμερα ένας από τους σημαντικότερους πρακτικούς παράγοντες που περιορίζουν την πλήρη ανάπτυξη τους σε κυψελωτά δίκτυα.

3.1.5 Παροχή Ενέργειας (Power Supply)

Το τροφοδοτικό ενός drone καθορίζει σημαντικά την αντοχή του. Ενώ οι επαναφορτιζόμενες μπαταρίες τροφοδοτούν τα περισσότερα εμπορικά αεροσκάφη, ορισμένα μεγάλα αεροσκάφη μπορούν να τροφοδοτηθούν με καύσιμα όπως το αέριο για μεγαλύτερους χρόνους πτήσης [30]. Η χρήση της ηλιακής ενέργειας σε κινητήρια δύναμη είναι επίσης μια πολλά υποσχόμενη τεχνική [31]. Για BS που είναι τοποθετημένα σε drone, το τροφοδοτικό πρέπει να υποστηρίζει τη λειτουργικότητα τόσο του drone όσο και του ενσωματωμένου εξοπλισμού του, όπως συστοιχία κεραιών, ενισχυτής, κυκλώματα κ.λπ. Για παράδειγμα, ένα τυπικό εναέριο BS απαιτεί 5 W ως μέγιστη ισχύ μετάδοσης [32] - [34], το οποίο πρέπει να παρέχεται από την ενσωματωμένη πηγή ενέργειας.

3.2 Μέθοδοι Βέλτιστης Τοποθέτησης

3.2.1 Centralized-SDLP

Ο Centralized-SDLP (Centralized Static (Dynamic) Drone Location Problems C-SDLP) λύνει το πρόβλημα της στατικής τοποθέτησης του drone και λειτουργεί ως άπληστος αλγόριθμος. Ο στόχος του αλγορίθμου είναι να ελαχιστοποιήσει είτε την κατανάλωση ενέργειας είτε τον αριθμό των UAVs. Ο C-SDLP λειτουργεί σε τρεις φάσεις (Σχήμα 25). Κατά την πρώτη φάση του αλγορίθμου, κάθε UE καλύπτεται από ένα μόνο UAV με το χαμηλότερο δυνατό υψόμετρο. Το $CV RD_u$ είναι μια λίστα με τα UE που καλύπτονται από τα UAVs. Στη δεύτερη φάση, εξετάζεται η δυνατότητα συγχώνευσης δύο γειτονικών UAVs με βάση τους στόχους του αλγορίθμου. Εάν ο στόχος είναι η ελαχιστοποίηση του αριθμού των UAVs, η συγχώνευση είναι υποχρεωτική. Εάν ο στόχος είναι η ελαχιστοποίηση της συνολικής κατανάλωσης ενέργειας, η αντικατάσταση θα πραγματοποιηθεί μόνο εάν η ενέργεια που καταναλώνεται από ένα μόνο UAV είναι χαμηλότερη ή ίση με την ενέργεια των δύο γειτονικών UAVs. Στη δεύτερη περίπτωση, ισχύει η ακόλουθη συνθήκη:

$$E_u + E_{u'} \geq E_{uu'} \Leftrightarrow \beta + \alpha(h_u + h_{u'} - h_{uu'})t > \frac{h_{uu'} - h_u}{S} P_{max} \quad (46)$$

Όπου h_u και $h_{u'}$ είναι τα ύψη των UAVs πριν την συγχώνευση και $h_{uu'}$ είναι το ύψος του drone στο νέο ύψος. Μετά από μια επιτυχημένη συγχώνευση, το UAV με το μικρότερο υψόμετρο αποχωρεί, ενώ το εναπομείναν UAV ελέγχει εάν μπορεί να συγχωνευθεί διαδοχικά με άλλα γειτονικά UAVs. Η διαδικασία σταματά όταν δεν μπορεί να γίνει άλλη συγχώνευση. Πρέπει να αναφερθεί ότι η επιλογή των γειτονικών UAV γίνεται με βάση την απόσταση. Το κοντινότερο γειτονικό UAV εξετάζεται πρώτα. Η τελική τοποθέτηση των UAVs υπολογίζεται χρησιμοποιώντας τη μικρότερη μέθοδο κυκλικού εγκλεισμού (smallest enclosing circle SEC).

Στην τελευταία φάση, τα UAVs που καλύπτουν ήδη εξυπηρετούμενα UEs, διαγράφονται από την λίστα με τα ενεργά UAVs και απενεργοποιούνται. Η πιο μακροχρόνια εκτέλεση του αλγορίθμου Centralized-SDLP εμφανίζεται όταν όλα τα UAVs βρίσκονται στη ίση απόσταση (εύρος επικοινωνίας) μεταξύ τους και κάθε UE καλύπτεται από ένα μόνο UAV. Σε αυτήν την περίπτωση, ο χρόνος που απαιτείται για τον υπολογισμό της τελικής λύσης του προβλήματος συγχώνευσης θα ήταν ανάλογος με τον χρόνο που απαιτείται για την εξέταση όλων των ζευγών drones για πιθανές συγχωνεύσεις (γραμμές 5-15).

Algorithm 1: Centralized-SDLP

```

require:  $T \neq \emptyset$ , objective
1 ACTIVE =  $\emptyset$ ;
   /* Phase 1: */
2 foreach  $t_i \in T$  do
3   place a drone  $u$  covering  $t_i$ ;
4    $CVRD_u = CVRD_u \cup \{t_i\}$  ACTIVE =  $ACTIVE \cup \{u\}$ ;
   /* Phase 2: */
5 foreach  $u \in ACTIVE$  do
6   foreach  $u' \in ACTIVE$  do
7     if ( $dist(u, u') \leq R_c$ ) then
8       set  $X, Y$  true;
9       return  $X = false$  if merge is not energy efficient (according to Formula (21)
10        when objective = minimize_energy);
11       return  $Y = false$  if new height exceeds  $h_{max}$ ;
12       if (1) and (2) return true then
13          $ACTIVE = ACTIVE - \{u'\}$ ;
14         foreach  $e \in CVRD_{u'}$  do
15           move targets of  $CVRD_{u'}$  in  $CVRD_u$ ;
16       compute the new position for  $u$ ;
   /* Phase 3: */
17 foreach  $u \in ACTIVE$  do
18   foreach  $u' \in ACTIVE$  do
19     foreach  $t_i \in CVRD_u$  do
20       if  $t_i$  exists in  $CVRD_{u'}$  then
21          $CVRD_u = CVRD_u - \{t_i\}$ ;
22   if  $CVRD_u = \emptyset$  then
23      $ACTIVE = ACTIVE - \{u\}$ ;
24 return  $ACTIVE$ ;

```

Σχήμα 25: C-SDLP αλγόριθμος

3.2.2 Centralized-MDLP

Ο αλγόριθμος Centralized-MDLP (Centralized Mobile (Dynamic) Drone Location Problems C-MDLP) αναπτύσσεται για την επίλυση του προβλήματος της δυναμικής τοποθέτησης του UAV σε μια περιοχή. Λειτουργεί σε επαναλήψεις και σε κάθε επανάληψη υπολογίζεται η νέα τοποθέτηση του UAV. Ανάλογα με την κίνηση των UE (εάν υπάρχουν), τα UAVs μπορούν να κινηθούν ελαφρώς προς μια κατεύθυνση και μπορεί να χωριστούν ή να συγχωνευθούν με άλλα UAVs. Ο αλγόριθμος C-MDLP χρησιμοποιεί τον C-SDLP, που περιγράφεται στην 3.2.1, για τον υπολογισμό της θέσης των UAVs για την πρώτη επανάληψη. Η θέση του UAV έπειτα ενημερώνεται για κάθε μια από τις μελλοντικές επαναλήψεις. Γίνεται ενίσχυση του C-SDLP με σκοπό τον έλεγχο για το εάν μπορούν να συγχωνευθούν δύο UAVs ή να χωριστούν σε περισσότερα σύμφωνα με τον τύπο (46). Η συνολική πολυπλοκότητα του αλγορίθμου είναι $O(In^3)$ όπου $n = |T|$ και είμαι ο αριθμός των επαναλήψεων. Ο αριθμός των επαναλήψεων εξαρτάται από το χρόνο εξυπηρέτησης και τη συχνότητα της εξέτασης των UAVs για πιθανές συγχωνεύσεις ή διασπάσεις.

3.2.3 Localized-MDLP

Στο Localized-MDLP (L-MDLP) κάθε UAV λειτουργεί αυτόνομα και υπολογίζει τη θέση του με βάση :

- Τη θέση των UE που καλύπτει επί του παρόντος,
- Τη θέση των UE που καλύπτει το 1-hop γειτονικό UAV,
- Το ελάχιστο και το μέγιστο επιτρεπόμενο υψόμετρο.

Ο συνδυασμός της αυτονομίας και του χαμηλού κόστους επικοινωνίας καθιστά το L-MDLP κατάλληλο για εφαρμογές σε πραγματικό χρόνο (real time). Υποθέτουμε ότι το εύρος επικοινωνίας είναι μια σφαίρα με ακτίνα R_c . Δύο UAVs που βρίσκονται εντός της ζώνης επικοινωνίας τους (αλληλοεπικάλυψη ακτινών) μπορούν να ανταλλάσσουν μηνύματα. Ο αλγόριθμος θεωρεί ότι, ανά πάσα στιγμή, όλα τα UAVs μπορούν να εκτιμήσουν τη θέση τους και να ανιχνεύσουν τα UE από κάτω. Η διαδικασία χωρίζεται σε γύρους και σε κάθε γύρο (βλ. Αλγόριθμος 2, **Σχήμα 26**) κάθε UAV αποφασίζει την κατάστασή του. Υπάρχουν δύο τύποι καταστάσεων. Στην **ενεργή** κατάσταση, ένα UAV εξυπηρετεί τουλάχιστον ένα UE και επικοινωνεί με άλλα UAVs. Στην **ανεργή** κατάσταση, ένα UAV εγκαταλείπει την κάλυψη και παραμένει στο έδαφος όταν τα UE που καλύπτει μπορούν να καλυφθούν από γειτονικά UAVs. Κάθε γύρος ξεκινά ανιχνεύοντας τα UE που καλύπτει κάθε ενεργό UAV. Η μεταβλητή u διατηρεί τις πληροφορίες σχετικά με τα UE που καλύπτει στο $CVRDi$. Ο αρχικός αριθμός ενεργών UAVs εξαρτάται από την αρχική τοποθέτηση. Όπως εξηγήθηκε προηγουμένως, η αρχική τοποθέτηση των UAVs μπορεί να γίνει είτε τυχαία (καλύπτοντας όλους τους στόχους) είτε τοποθετώντας τα χειροκίνητα αφού είναι γνωστή η αρχική θέση των UEs.

Μόλις εντοπιστούν τα UE και εντοπιστεί η θέση τους, κάθε ενεργό UAV υπολογίζει ένα stamp λαμβάνοντας υπόψη το τρέχον υψόμετρο και μια τυχαία τιμή ρ . Το ρ χρησιμοποιείται για να αποφευχθεί η ύπαρξη δύο UAVs με το ίδιο stamp. Το stamp, καθώς και οι πληροφορίες κάλυψης κάθε ενεργού UAV, μεταδίδονται σε γείτονες απόστασης του ενός hop και τα ληφθέντα stamps,

καθώς και οι πληροφορίες κάλυψης των γειτονικών UAVs χρησιμοποιούνται για να παρθεί η απόφαση εάν ένα UAV θα απορρίψει συγκεκριμένα UE κατά τον υπολογισμό της νέας τοποθεσίας ή όχι. Κατά τη διάρκεια αυτής της απόφασης, ενδέχεται να συμβούν συγχωνεύσεις ή διαχωρισμοί. Μια συγχώνευση πραγματοποιείται όταν δύο γειτονικά UAVs είναι πολύ κοντά το ένα στο άλλο και τα UEs που καλύπτουν μαζί μπορούν τώρα να καλυφθούν χρησιμοποιώντας μόνο ένα από τα UAV. Εάν ο στόχος είναι να ελαχιστοποιηθεί το ενεργειακό κόστος, δύο γειτονικά αεροσκάφη μπορούν να συγχωνευτούν σε ένα εάν το ενεργειακό κόστος, μετά τη συγχώνευση είναι χαμηλότερο από το να έχει δύο ενεργά UAVs. Από την άλλη πλευρά, δύο UAVs συγχωνεύονται πάντα σε ένα εάν ο στόχος του αλγορίθμου είναι να ελαχιστοποιήσει τον αριθμό των UAVs. Η σκοπιμότητα μιας συγχώνευσης εξετάζεται χρησιμοποιώντας δύο τύπους. Ο τύπος (47) διασφαλίζει ότι το υπόλοιπο UAV δεν θα υπερβαίνει το υψηλότερο δυνατό υψόμετρο:

$$\frac{\mathit{dist}(\mathbf{u}, \mathbf{u}') + h_u \tan\theta' + h_{u'} \tan\theta'}{2 \tan\theta'} < h_{max} \quad (47)$$

$\mathit{dist}(\mathbf{u}, \mathbf{u}')$ αντιπροσωπεύει την απόσταση μεταξύ των κέντρων των δύο περιοχών κάλυψης και ο τύπος $\mathit{dist}(\mathbf{u}, \mathbf{u}') + h_u \tan\theta' + h_{u'} \tan\theta'$ είναι η μέγιστη δυνατή διάμετρος του συγχωνευμένης ακτίνας κάλυψης (Σχήμα 27). Για τη διαχείριση των συγχωνεύσεων, το L-SDLP χρησιμοποιεί έναν ελαφρώς διαφορετικό τύπο από αυτόν που παρουσιάζεται στην 3.2.1:

$$E_u + E_{u'} \geq E_{uu'} \Leftrightarrow (\beta + \alpha(h_u + h_{u'} - h_{uu'}))\Delta t > \frac{h_{uu'} - h_u}{S} P_{max} \quad (48)$$

Εδώ, Δt δηλώνει το χρονικό διάστημα κατά το οποίο το συγχωνευμένο UAV θα παραμείνει σε ενεργειακά αποδοτικό ύψος και δεν θα υπάρξει διάσπαση. Αυτή η χρονική περίοδος εξαρτάται σαφώς από τη συμπεριφορά των UE. Εάν οι καλυμμένοι χρήστες κινούνται προς αντίθετες κατευθύνσεις, αυτή η χρονική περίοδος πρέπει να είναι σύντομη, καθώς πολύ πιθανόν ο διαχωρισμός θα συμβεί σε μερικές επαναλήψεις.

Algorithm 2: A round of Localized-MDLP

```

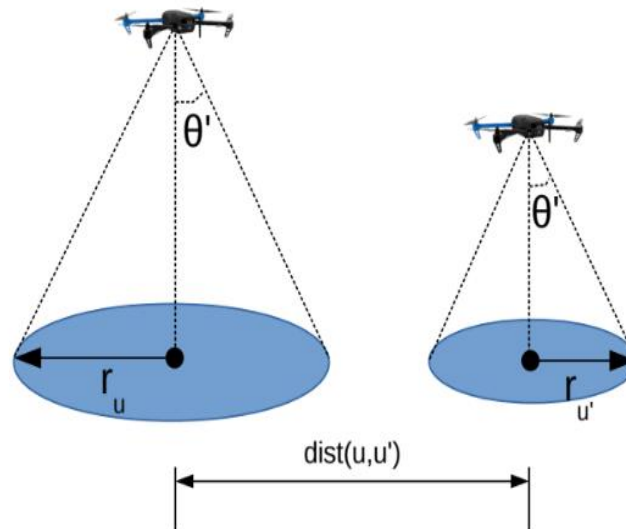
require:  $T \neq \emptyset$ ,  $ACTIVE \neq \emptyset$ , objective
1 foreach  $u \in ACTIVE$  do
2   | detect targets of  $T$  covered by  $u$ ;
3   | add detected targets in  $CVRD_u$ ;
4 foreach  $u \in ACTIVE$  do
5   |  $stamp_u = \rho + \frac{h_{max}}{h_u}$ ;
6   | send  $stamp_u$  to 1-hop neighbors along with  $u$  position and target positions;
7 foreach  $u \in ACTIVE$  do
8   | foreach msg received from neighbor  $u'$  do
9   |   | if ( $stamp_u < stamp_{u'}$ ) & ( $dist(u, u') + h_u \tan \theta' + h_{u'} \tan \theta' < 2h_{max} \tan \theta'$ )
10  |   |   | then
11  |   |   |   | if objective = minimize_drones then
12  |   |   |   |   | move targets of  $CVRD_{u'}$  in  $CVRD_u$ ;
13  |   |   |   |   | else if objective = minimize_energy then
14  |   |   |   |   |   | if ( $(\beta + \alpha * (h_u - h_{u'} - h_{uu'}))\Delta t > (h_{uu'} - h_u) * \frac{P_{max}}{\alpha}$ ) then
15  |   |   |   |   |   |   | move targets of  $CVRD_{u'}$  in  $CVRD_u$ ;
16  |   |   |   |   |   |   | foreach  $e \in CVRD_{u'}$  do
17  |   |   |   |   |   |   |   | if ( $e \in CVRD_u$ ) & ( $stamp_u \geq stamp_{u'}$ ) & ( $dist(u, u') < (h_u \tan \theta' + h_{u'} \tan \theta')$ )
18  |   |   |   |   |   |   |   |   | then
19  |   |   |   |   |   |   |   |   |   |  $CVRD_u = CVRD_u - \{e\}$ ;
20  |   |   |   |   |   |   |   |   |   | foreach  $u \in ACTIVE$  do
21  |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   | if  $CVRD_u \neq \emptyset$  then
22  |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |  $CALLS_u = \emptyset$ ;
23  |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   | if objective = minimize_energy then
24  |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |  $CVRD_u^{temp} = CVRD_u$ ;
25  |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |  $CVRD_u^{temp} = CVRD_u^{temp} - \{most\_distant\_target\}$ ;
26  |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   | compute a temporary altitude  $h_u^{temp}$  using  $CVRD_u^{temp}$ ;
27  |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   | if ( $(\beta + \alpha * (h_u - h_{u'} - h_{uu'}))\Delta t > (h_{uu'} - h_u) * \frac{P_{max}}{\alpha}$ ) then
28  |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |  $CALLS_u = CALLS_u \cup \{most\_distant\_target\}$ ;
29  |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |  $h_u = h_u^{temp}$ ;
30  |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |  $CVRD_u = CVRD_u^{temp}$ ;
31  |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   | compute new altitude  $h'_u$ ;
32  |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   | while  $h' > h_{max}$  do
33  |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   | find the most distant target in  $CVRD_u$ ;
34  |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |  $CVRD_u = CVRD_u - \{most\_distant\_target\}$ ;
35  |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |  $CALLS_u = CALLS_u \cup \{most\_distant\_target\}$ ;
36  |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   | compute new altitude  $h'_u$ ;
37  |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   | call one or more drones to cover the targets in  $CALLS_u$ ;
38  |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   | update position;
39  |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   | else
40  |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |  $ACTIVE = ACTIVE - \{u\}$ ;

```

Σχήμα 26: Localized – MDLO

Σε περίπτωση συγχώνευσης, τα UE που καλύπτονται από το UAV με το μεγαλύτερο stamp εξαιρούνται από το $CVRD_u$ όπου είναι ή λίστα με τα UE που καλύπτει το συγκεκριμένο UAV. Επιπλέον, τα UE που εισέρχονται στην εμβέλεια ενός UAV με μεγαλύτερο υψόμετρο, εξαιρούνται επίσης από αυτό το σετ. Το UAV με το χαμηλότερο υψόμετρο εκτελεί την αντίθετη διαδικασία. Θεωρεί ότι τα UE των γειτονικών UAV είναι μέλη του συνόλου του $CVRD$. Από την άλλη πλευρά,

μια διάσπαση μπορεί να συμβεί μόνο εάν ο στόχος του αλγορίθμου είναι η ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης ενέργειας ή όταν εάν ένα UAV φτάσει στο μέγιστο δυνατό υψόμετρο.



Σχήμα 27: Μέγιστη δυνατή διάμετρος του συγχωνευμένης ακτίνας κάλυψης

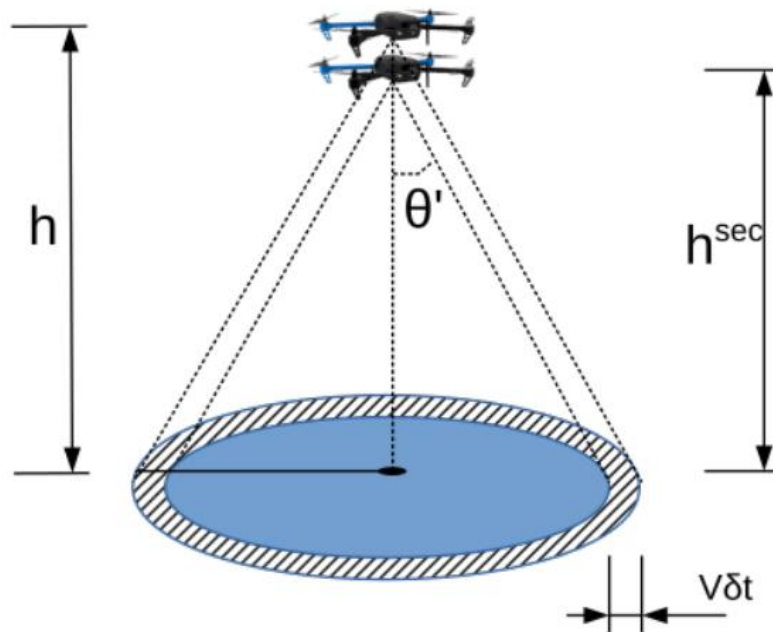
Κάθε UAV u χρησιμοποιεί την ίδια συνθήκη όπως στο Centralized-SDLP, που περιγράφεται από τον τύπο (49), για να ελέγξει αν είναι πιο αποτελεσματικό να χωριστεί σε δύο UAVs ή όχι. Πιο συγκεκριμένα, το u ελέγχει εάν η συνολική κατανάλωση ενέργειας μπορεί να μειωθεί ενώ απορρίπτει το πιο μακρινό συμβάν και καλεί ένα νέο UAV για να το καλύψει. Στην αυτή την περίπτωση, το πιο απομακρυσμένο συμβάν προστίθεται στην λίστα $CALLSu$ με τις νέες συγχωνεύσεις και αφαιρείται από το $CVRDu$. Τα σύγχρονα UAVs μπορούν να κινηθούν με ταχύτητες έως και $50km/h$ (ή $13,9m/s$). Αυτό σημαίνει ότι η μεγαλύτερη απόκριση του UAV είναι μικρότερη από 5,5 δευτερόλεπτα. Κατά τη διάρκεια αυτής της χρονικής περιόδου, τα UAVs δεν μπορούν να απομακρυνθούν από την εμβέλεια του UAV, εκτός εάν η ταχύτητα του UE είναι υψηλότερη από $1m/s$. Δεδομένου ότι έχει εξεταστεί η σκοπιμότητα συγχωνεύσεων και διαχωρισμών και έχουν γίνει αλλαγές στα σετ κάλυψης, κάθε UAV u συνεχίζει με τον υπολογισμό της τελικής του θέσης.

Τα UE μέσα στο $CVRDu$ χρησιμοποιούνται από μια υπορουτίνα για τον προσδιορισμό της τελικής θέσης UAV. Μόλις η νέα θέση δεν υπερβαίνει το μέγιστο επιτρεπόμενο υψόμετρο, το UAV κινείται στη νέα θέση και ξεκινά ένας νέος γύρος L-MDLP. Εάν το τελικό υψόμετρο έχει υπερβεί το μέγιστο επιτρεπόμενο υψόμετρο, ο αλγόριθμος απορρίπτει τον πιο απομακρυσμένο UE. Τα UE που απορρίπτονται ορίζονται στην λίστα $CALLSu$. Ένα ή περισσότερα UAVs καλούνται να καλύψουν τους στόχους στο $CALLSu$ χρησιμοποιώντας ένα μήνυμα μετάδοσης στην πλησιέστερη βάση. Το μήνυμα περιέχει πληροφορίες σχετικά με τη θέση των στόχων και την τελική θέση του νέου UAV. Ωστόσο, μεταξύ δύο γύρων, ένας ή περισσότεροι στόχοι δεν μπορούν να ξεφύγουν από

το εύρος κάλυψης. Ανάλογα με την ταχύτητα των στόχων και τη συχνότητα ανίχνευσης των στόχων από τα drone, το πραγματικό ύψος των drone πρέπει να είναι ελαφρώς υψηλότερο από αυτό που υπολογίζεται από τον αλγόριθμο SEC (ή οποιαδήποτε άλλη μέθοδο). Το τελικό υψόμετρο του UAV υπολογίζεται χρησιμοποιώντας τον ακόλουθο τύπο :

$$h_u = h_u^{SEC} + V I_t \tan \theta' \quad (49)$$

όπου V είναι η οριζόντια ταχύτητα των UAV, I_t είναι η χρονική περίοδος μεταξύ δύο ανιχνεύσεων και h_u^{SEC} είναι το υψόμετρο που υπολογίζεται από τον αλγόριθμο SEC. $V I_t$ είναι, στην πραγματικότητα, η μέγιστη απόσταση που μπορεί να διανύσει ένα UE και έχει προστεθεί για να διασφαλιστεί ότι αυτά τα UE θα εξακολουθούν να καλύπτονται μέχρι την επόμενη ανίχνευση.



Σχήμα 28 Διαφορά υψομέτρου μεταξύ αυτής που υπολογίζεται από τον αλγόριθμο SEC και του πραγματικού υψομέτρου

Σε σενάρια όπου ένα UAV μπορεί να καλύψει πολλούς χρήστες, ο υπολογισμός της μικρότερης περιοχής κάλυψης μπορεί να είναι αργός. Μια πιθανή καθυστέρηση στον υπολογισμό μπορεί να προκαλέσει μη φυσιολογικές συμπεριφορές, όπως η εμφάνιση ακάλυπτων UE (ορισμένα UE ενδέχεται να ξεφύγουν από το εύρος του UAV λόγω καθυστέρησης του υπολογισμού του). Για το λόγο αυτό μπορούν να χρησιμοποιηθούν υποβέλτιστες λύσεις με χαμηλότερο κόστος υπολογισμού (π.χ. η μέση τιμή των συντεταγμένων των σημείων). Όσον αφορά το κόστος των μηνυμάτων, το L-MDLP χρησιμοποιεί δύο τύπους μηνυμάτων για να επικοινωνήσει με άλλα UAV. Ο πρώτος τύπος είναι ένα πακέτο εκπομπής που περιέχει πληροφορίες σχετικά με το stamp, τη θέση του UAV και τα UE που παρακολουθεί το UAV. Ο δεύτερος τύπος χρησιμοποιείται για την κλήση άλλων UAVs όταν πρέπει να καλυφθούν τα UE που έχουν απορριφθεί. Μια πιθανή απώλεια πακέτου του πρώτου τύπου μηνύματος δεν επηρεάζει την παρακολούθηση των UE, καθώς στη χειρότερη περίπτωση, θα μπορούσε να προκαλέσει μόνο διπλή κάλυψη ορισμένων από τα UE. Από την άλλη πλευρά, μια απώλεια πακέτου του δεύτερου τύπου μηνύματος οδηγεί σε ακάλυπτα UE εάν ο απορριφθείς UE δεν καλύπτεται από κανένα άλλο UAV τη συγκεκριμένη στιγμή. Η πολυπλοκότητα επικοινωνίας

του L-MDLP εξαρτάται από τον αριθμό των ενεργών UAV και τη θέση τους στο χώρο. Ο μέγιστος αριθμός μηνυμάτων αποστέλλεται όταν μεγιστοποιηθεί ο αριθμός των UAV, δηλαδή όταν κάθε UE καλύπτεται από ένα μόνο UAV και δεν γίνονται συγχωνεύσεις καθ' όλη τη διάρκεια της παρακολούθησης. Δεδομένου ότι όλοι οι κόμβοι στέλνουν ένα μόνο μήνυμα στην αρχή κάθε γύρου, η μέγιστη πολυπλοκότητα επικοινωνίας είναι nI .

4

Προσομοίωση Βέλτιστης Τοποθέτησης των UAVS σε Αστική Περιοχή Κάλυψης Μέσω Τεχνικών Μηχανικής Μάθησης

Η συνεχής αύξηση ζήτησης δεδομένων και η επακόλουθη αύξηση των ποσοστών ασύρματης κίνησης στα σύγχρονα κυψελωτά δίκτυα απαιτεί νέες τεχνολογίες και σχέδια για εμπορικές τηλεπικοινωνιακές υπηρεσίες. Μεταξύ άλλων καινοτομιών, προβλέπεται ότι το κυψελωτό πρότυπο 5ης γενιάς θα βασίζεται πολύ περισσότερο σε ένα πυκνό δίκτυο πρόσβασης, χαμηλής ισχύος και μικρής εμβέλειας για την παροχή επαρκών ποσοστών δεδομένων στον καταναλωτή [35]. Αυτή η συμπύκνωση των κυψελών θα οδηγήσει τελικά σε υψηλότερους ρυθμούς δεδομένων λόγω υψηλότερης φασματικής απόδοσης. Οι πικοκυψέλες (Picocell) αναπτύσσονται συνήθως ως μέρος ενός ετερογενούς δικτύου και τοποθετούνται σε hotspot εντός των περιοχών κάλυψης των υπάρχοντων μακροκυψελών [36]. Η διαδικασία ανάπτυξης απαιτεί τόσο χρόνο όσο και ανθρώπινο δυναμικό καθώς η ανάπτυξη πικοκυψελών σε μια περιοχή hotspot συνήθως περιλαμβάνει την κατάρτιση εκπαιδευμένου προσωπικού και διαμόρφωση των σημείων πρόσβασης ένα προς ένα. Ως εναλλακτική λύση των σταθερών πικοκυψελών, είναι τα μικρά κελιά (small cells) που δημιουργούνται μέσω των μικρών σταθμών βάσης που είναι τοποθετημένα σε μη επανδρωμένα εναέρια οχήματα (UAV), όπως τα εμπορικά διαθέσιμα quadcopters, για να συμπληρώσουν την υπάρχουσα υποδομή των μακροκυψελών. Μόλις ληφθεί μια απόφαση από έναν πάροχο δικτύου κινητής τηλεφωνίας να αναπτύξει αυτά τα μικρά κελιά σε μια περιοχή υψηλής κυκλοφορίας κινητών χρηστών (UE), μια ομάδα UAV καθοδηγείται να καταλαμβάνει θέσεις πάνω από υψηλές συγκεντρώσεις χρηστών με σκοπό την εξυπηρέτησή τους. Όσο αφορά την εκφόρτωση των ήδη υπάρχοντων μακροκυψελών μέσω UAV δικτύων σε σχέση μέσω των σταθερών πικοκυψελών, προβλέπουμε τρία οφέλη :

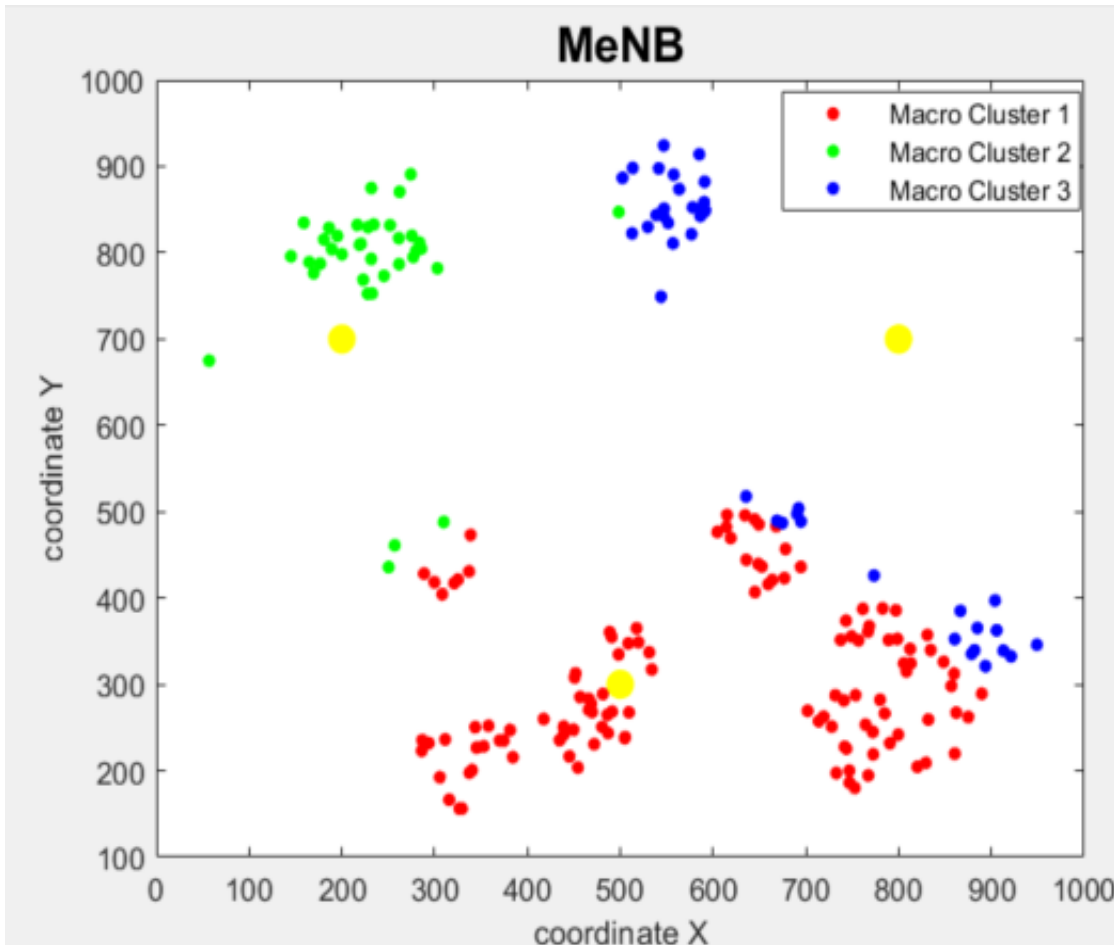
- **Βελτιωμένη απόδοση :** Επειδή τα UAV είναι πλήρως φορητά, μπορούν να τοποθετηθούν γρήγορα σε τοποθεσίες με υψηλές συγκεντρώσεις UE σε πραγματικό χρόνο, σε αντίθεση με σταθερά picocells που αναπτύσσονται γύρω από τις αναμενόμενες συγκεντρώσεις του UE.

Επιπλέον, λόγω του εναέριου πλεονεκτήματος τους τα UAV είναι πιο πιθανό να δημιουργήσουν οπτική επαφή (LOS) στα UE σε αντίθεση με τα picocells.

- **Εξυπηρέτηση κατά απαίτηση :** Τα UAV είναι κατάλληλα για ανάπτυξη σε σενάρια ζήτησης υπηρεσιών (flash demand scenarios), δηλαδή να τοποθετούνται σε σημεία hotspot με υψηλή κινητικότητα χρηστών για όσο χρονικό διάστημα χρειαστεί και να μεταφερθεί σε άλλο hotspot όταν κριθεί απαραίτητο. Αντιθέτως, ένα σταθερό picocell που αναπτύσσεται για την εξυπηρέτηση ενός προσωρινού hotspot, θα παραμείνει ανεπαρκή όταν το hotspot μετακινηθεί σε διαφορετική τοποθεσία ή εξαφανιστεί τελείως.
- **Μείωση κόστους :** Σε αντίθεση με τα σταθερά picocells, τα UAV δεν απαιτούν την ενασχόληση ανθρώπινου δυναμικού, αντίθετα, αυτές οι συσκευές τοποθετούνται πάνω από μια περιοχή που καθορίζεται από μια μονάδα ελέγχου. Καθώς αυτός ο έλεγχος μπορεί να αυτοματοποιηθεί σε μεγάλο βαθμό, προβλέπουμε μείωση του κόστους ανάπτυξης σε σύγκριση με τη σταθερή εναλλακτική λύση.

Σε αυτό το κεφάλαιο θεωρούμε ένα δίκτυο δύο επιπέδων, όπου οι μακροκυψέλες παρέχουν την κάλυψη και τα UAV παρέχουν επιπλέον χωρητικότητα σε σημεία hotspot με υψηλή κίνηση χρηστών. Για ένα τέτοιο δίκτυο προτείνουμε δυο αλγορίθμους Μη Επιβλεπόμενης Μάθησης οι οποίοι υπολογίζουν κατάλληλες τοποθεσίες UAV με δεδομένο ένα στιγμιότυπο συντεταγμένων των UE. Χρησιμοποιώντας προσομοιώσεις, αποδεικνύουμε ότι ένα δίκτυο δύο επιπέδων με UAV που τοποθετείται σύμφωνα με την προτεινόμενη λύση μας ξεπερνά ένα δίκτυο δύο επιπέδων με προγραμματισμένες και τυχαίες αναπτύξεις picocell όσον αφορά την ποιότητα υπηρεσίας για τα UE.

Στην παρούσα εργασία προσπαθήσαμε να εφαρμόσουμε τους αλγορίθμους k-means και k-medoids για την βέλτιστη τοποθέτηση των UAV σε ένα υπάρχον δίκτυο τριών μακροκυψελών. Στόχος είναι η μέγιστη δυνατή εκφόρτωση των μακροκυψελών και βελτίωση της ποιότητας των υπηρεσιών. Η αρχιτεκτονική αυτού του δικτύου αποτελείται από δυο σαφώς διαχωρισμένα στρώματα, το στρώμα macrocell και το στρώμα των μικρών κυψελών. Στην περίπτωση μας έχουμε στην διάθεση μας 3 μακροκυψέλες ($M=3$) και 200 χρήστες ($N=200$) όπως απεικονίζεται στο **Σχήμα 29**. Οι χρήστες μέσα στο πλαίσιο $W [1000 \times 1000]$ τοποθετούνται με βάση την προτεινόμενη μέθοδο 3GPP [37], όπου 12 hotspot ($H=12$) τοποθετούνται τυχαία και ομοιόμορφα στο W . Γύρω από αυτά τα σημεία, αναπτύσσεται ένας τυχαίος αριθμός χρηστών που ακολουθεί την κατανομή Poisson με μέση τιμή N_h και ακτίνα R_h . Οι υπόλοιποι χρήστες $N - H N_h$ τοποθετούνται τυχαία σε όλο το πλαίσιο W . Συγκρίνουμε την απόδοση των αναπτύξεων UAV με την απόδοση των σταθερών αναπτύξεων picocell. Γι' αυτό τον σκοπό διεξάγουμε μια αριθμητική αξιολόγηση στο στατιστικό περιβάλλον Matlab. N UEs προσομοιώνονται μέσα στο παράθυρο W , τα UAV και picocell αναπτύσσονται και τοποθετούνται με βάση τις δεδομένες συντεταγμένες των UE και υπολογίζεται η προκύπτουσα απόδοση δικτύου, από την άποψη της μέσης ισχύος σήματος, το σηματοθορυβικό λόγο καθώς και την φασματική απόδοση. Αυτή η προσομοίωση επαναλαμβάνεται για περισσότερες από 10.000 Monte Carlo προσομοιώσεις.



Σχήμα 29: Δίκτυο τριών μακροκυψελών

Ανάπτυξη UAVs: Η επιλογή συντεταγμένων για την τοποθέτηση των D UAV με σκοπό την μεγιστοποίηση του αριθμού εκφόρτωσης των UEs (offloaded UEs) είναι ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης NP-hard. Ευτυχώς υπάρχει μια ποικιλία ευρετικών αλγορίθμων στη βιβλιογραφία που είναι σε θέση να βρουν μια κατά προσέγγιση λύση. Η προτεινόμενη λύση είναι να χρησιμοποιήσουμε τους αλγορίθμους k-means και k-medoids για να χωρίσουμε το πλαίσιο W και τα UEs σε k υποσύνολα που αντιπροσωπεύουν υποψήφιες περιοχές κάλυψης για τα UAV. Εάν ένα UAV έχει αντιστοιχιστεί για την εξυπηρέτηση ενός υποσυνόλου, θα τοποθετηθεί στο κέντρο του υποσυνόλου και θα εκφορτώσει έως και M UE εντός αυτού του υποσυνόλου από τις M μακροκυψέλες. Η τιμή του K επιλέγεται ίση με την N/M .

Ανάπτυξη Picocells : Προσομοιώνουμε σταθερές αναπτύξεις picocell ως βάση για τη σύγκριση των βελτιώσεων ποιότητας υπηρεσίας που εισάγονται από εφαρμογές UAV. Εξετάζουμε δύο στρατηγικές για την ανάπτυξη picocells: προγραμματισμένη και τυχαία. Η προγραμματισμένη στρατηγική ακολουθεί το μοντέλο προσομοίωσης UE στο [37] όπου τα H picocells τοποθετούνται στο κέντρο του κάθε hotspot, ένα picocell ανά hotspot. Αυτό αντιπροσωπεύει την περίπτωση όπου οι συγκεντρώσεις UE είναι γνωστοί στους χειριστές κατά την ανάπτυξη του picocell και έτσι τα picocells τοποθετούνται στα παρατηρούμενα σημεία της υψηλότερης ζήτησης κίνησης. Στην τυχαία στρατηγική τα H picocells κατανέμονται τυχαία και ομοιόμορφα μέσα στο παράθυρο W . Αυτό αντιπροσωπεύει την περίπτωση κατά την οποία οι χειριστές δεν λαμβάνουν υπόψη τις προβλεπόμενες UE τοποθεσίες κατά την ανάπτυξη του picocell.

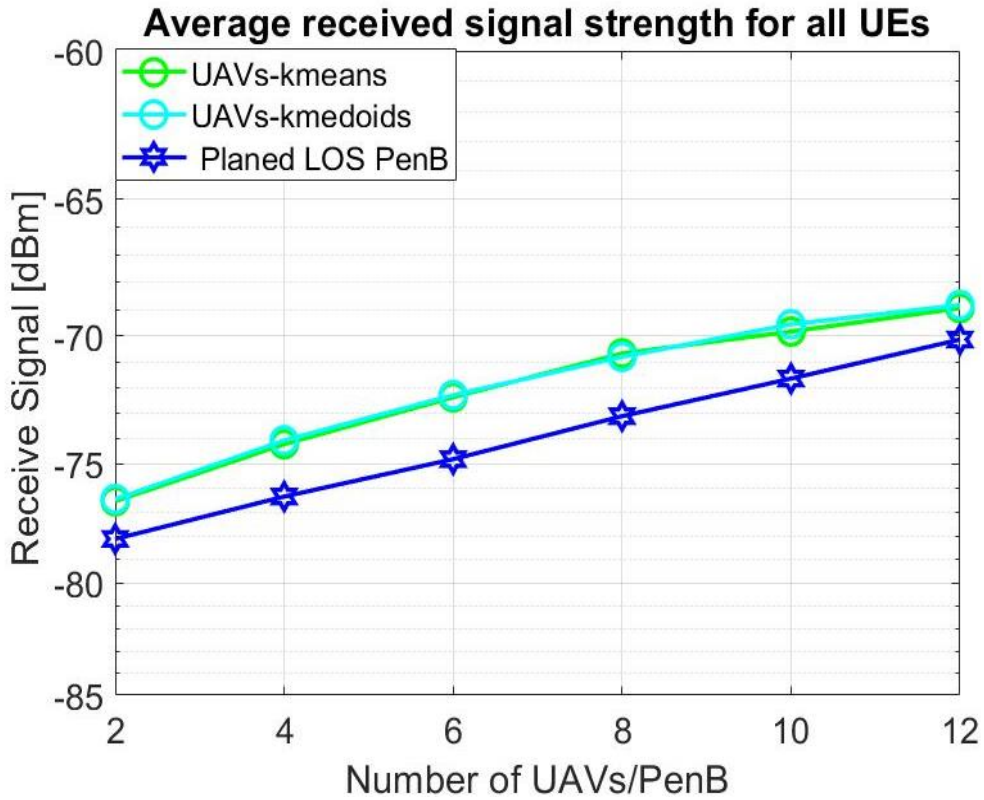
Πίνακας 7 Πίνακας παραμέτρων προσομοιώσεων

Περιοχή προσομοίωσης W	1000x1000m
Συνολικός αριθμός χρηστών UEs N	200
Συνολικός αριθμός Μακροκυψελών B	3
Συνολικός αριθμός UAVs D	1-12
Μέγιστος αριθμός χρηστών προς εξυπηρέτηση M	15
Συχνότητα λειτουργίας f_c	800 MHz
Hotspot ακτίνα	60m
Μέση τιμή χρηστών ανά Hotspot	12
Ισχύς εκπομπής Macrocell	43 dBm
Ισχύς εκπομπής UAV & Picocell	23 dBm
Macrocell Pathloss (NLOS)	$131.1 + 42.8\log_{10}(r)$ dB
Picocell Pathloss (LOS)	$103.8 + 20.9\log_{10}(r)$ dB
Picocell Pathloss (NLOS)	$145.4 + 37.5\log_{10}(r)$ dB
Lognormal Shadowing σ	3dB

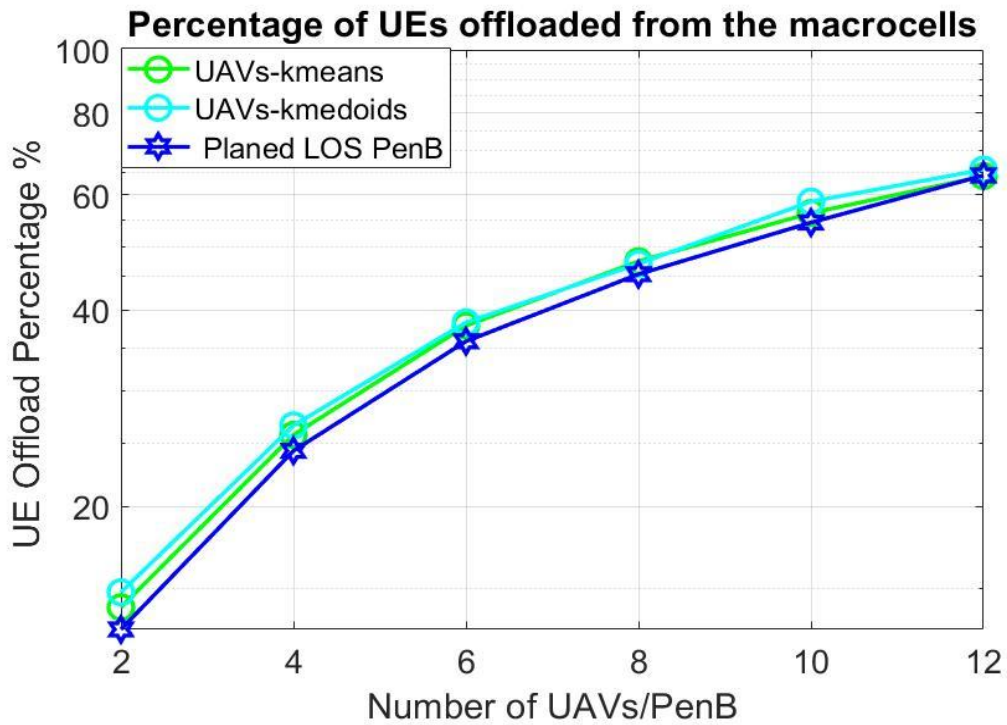
4.1 Περίπτωση Οπτικής Επαφής Μεταξύ Πομπού και Δέκτη (LOS).

4.1.1 Προγραμματισμένη Τοποθέτηση

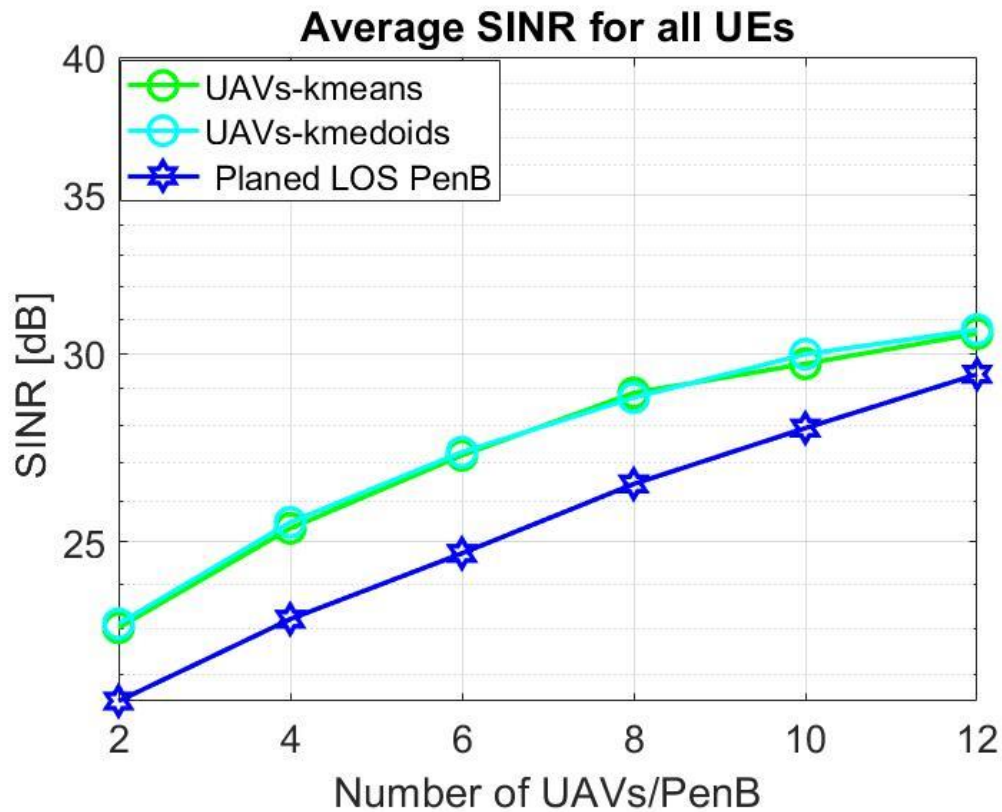
Σε αυτή την περίπτωση οι σταθμοί βάσης των πικοκυψελών PeNB (Picocell eNB) τοποθετούνται ακριβώς στα σημεία hotspot όπου γύρω από αυτά τοποθετούνται οι χρήστες, αντιθέτως τα UAVs τοποθετούνται μέσω των αλγορίθμων k-means και k-medoids. Υποθέτουμε ότι μεταξύ πομπού και δέκτη υπάρχει πάντα οπτική επαφή. Στο **Σχήμα 30** παρατηρούμε ότι όσο αυξάνονται τα μικρά κελιά είτε από UAV είτε από τα PeNBs τόσο βελτιώνεται η μέση ισχύς λήψης των χρηστών. Παρατηρούμε επίσης ότι την καλύτερη απόδοση σε όλες τις περιπτώσεις την φέρνει ο αλγόριθμος k-medoids. Αυτό γίνεται αντιληπτό για το πλήθος των UAVs/PeNB μεγαλύτερο από 10 όπου η μέση ισχύς λήψης για την περίπτωση medoids είναι στα -69 dBm ενώ για τις περιπτώσεις k-means και Planed PeNB είναι -70 dBm και -71 dBm αντίστοιχα. Σύμφωνα λοιπόν με το **Σχήμα 31** παρατηρούμε ότι και οι δύο μέθοδοι Μηχανικής Μάθησης ξεπερνάνε την προγραμματισμένη τοποθέτηση των PeNB όσο αφορά την εκφόρτωση των χρηστών από τις τρεις μακροκυψέλες. Καλύτερα αποτελέσματα και από τις τρεις μεθόδους μας δίνει η μέθοδος k-medoids με μέγιστο ποσοστό εκφόρτωσης στα 66% ενάντια των μεθόδων k-means και Planed PeNB με 65% και 65% αντίστοιχα. Στο **Σχήμα 32** και **Σχήμα 33** απεικονίζεται ο σηματοθορυβικός λόγος και η φασματική απόδοση ανά περίπτωση προσομοίωσης αντίστοιχα, όπου όπως παρατηρείται όσο αυξάνεται ο αριθμός των μικρών σταθμών βάσης τόσο βελτιώνονται οι τιμές των δυο μεταβλητών αντίστοιχα.



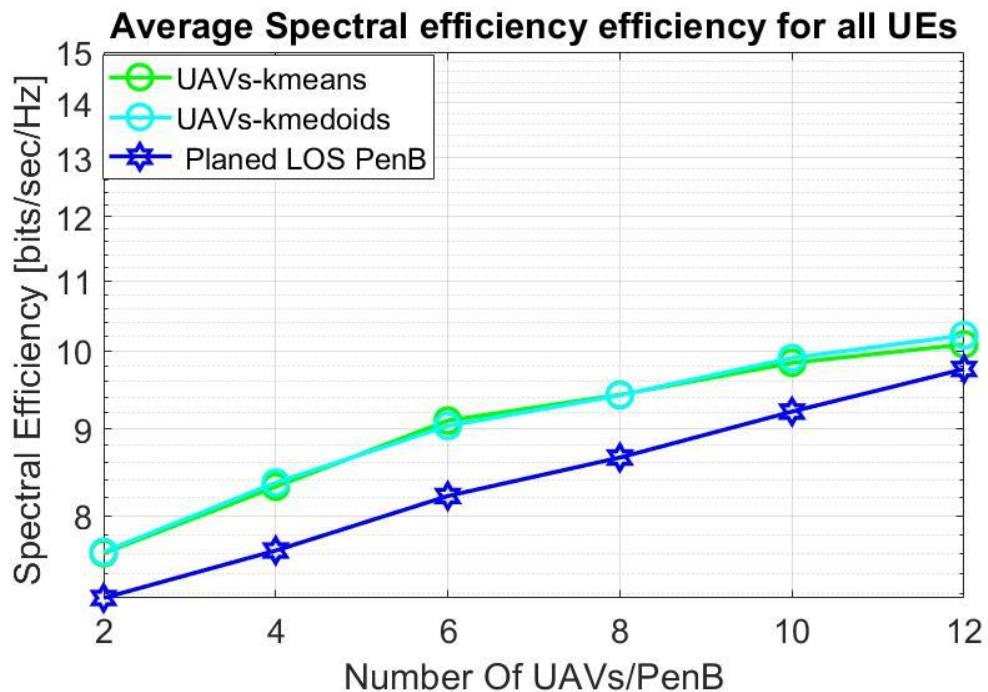
Σχήμα 30 Μέση ισχύς λήψης των χρηστών για Planed LOS συνθήκη



Σχήμα 31: Ποσοστό εκφόρτωσης χρηστών από τις μακροκυψέλες για Planed LOS συνθήκη.



Σχήμα 32 : Μέση τιμή SINR των χρηστών για Planed LOS συνθήκη.

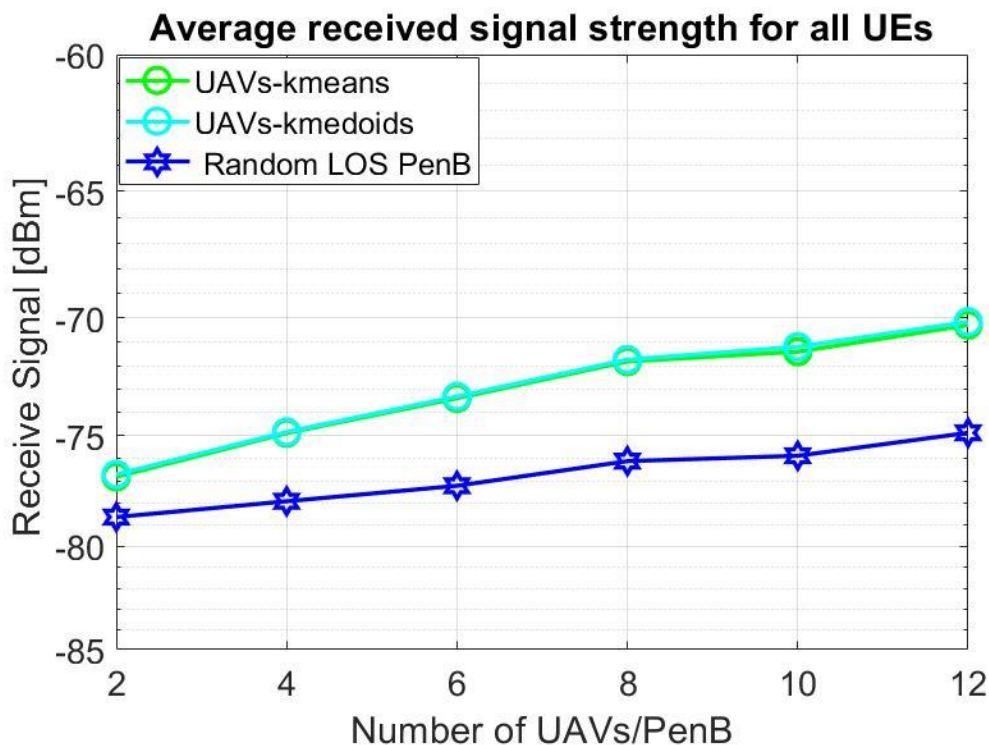


Σχήμα 33 Spectral Efficiency των χρηστών για Planed LOS συνθήκη.

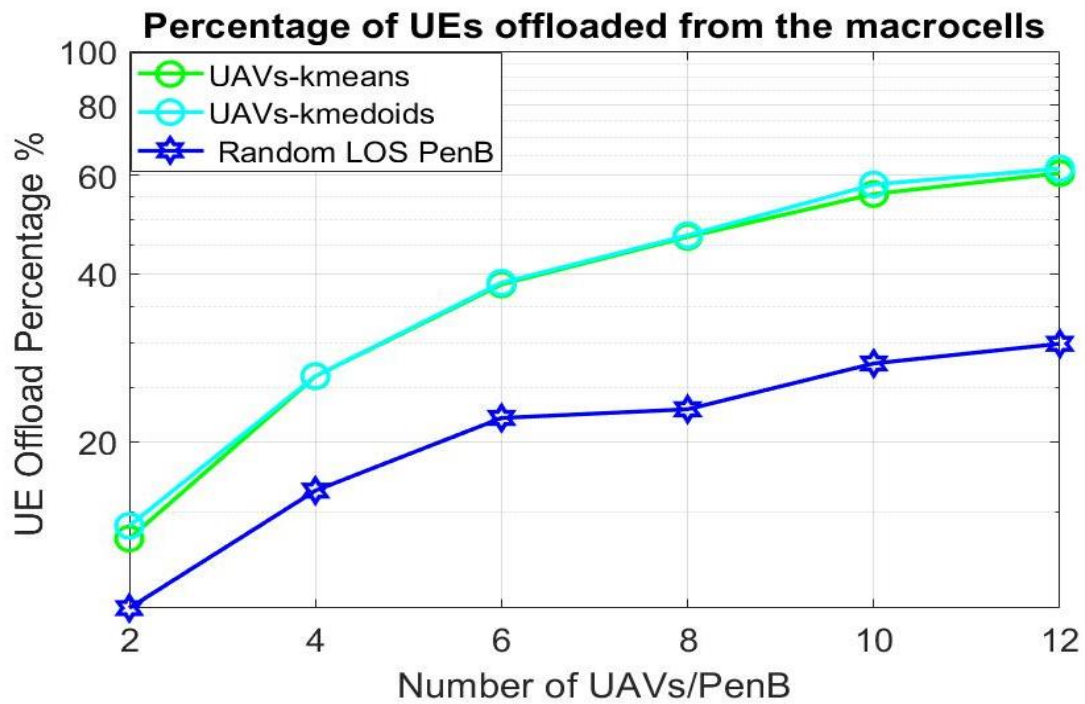
4.1.2 Τυχαία Τοποθέτηση

Σε αυτή την περίπτωση, οι χρήστες τοποθετούνται γύρω από τα hotspot σημεία, ενώ οι σταθμοί βάσης των Picocell PeNB (Picocell eNB) τοποθετούνται τυχαία σε όλο το παράθυρο W. Τα UAVs τοποθετούνται μέσω των αλγορίθμων k-means και k-medoids. Υποθέτουμε ότι μεταξύ πομπού και δέκτη υπάρχει πάντα οπτική επαφή. Στο **Σχήμα 34** παρατηρούμε ότι όσο αυξάνονται τα μικρά κελιά είτε από UAV είτε από τα PeNBs τόσο βελτιώνεται η μέση ισχύς λήψης των χρηστών. Παρατηρούμε επίσης ότι την καλύτερη απόδοση σε όλες τις περιπτώσεις την φέρνει ο αλγόριθμος k-medoids. Αυτό γίνεται αντιληπτό για το πλήθος των UAVs/PeNB μεγαλύτερο από 10 όπου η μέση ισχύς λήψης για την περίπτωση k-medoids είναι στα -70 dBm ενώ για τις περιπτώσεις k-means και Planed PeNB είναι -71 dBm και -77 dBm αντίστοιχα. Σύμφωνα λοιπόν με το **Σχήμα 35** **Σχήμα 31** παρατηρούμε ότι και οι δύο μέθοδοι Μηχανικής Μάθησης ξεπερνάνε την προγραμματισμένη τοποθέτηση των PeNB όσο αφορά την εκφόρτωση των χρηστών από τις τρεις μακροκυψέλες.

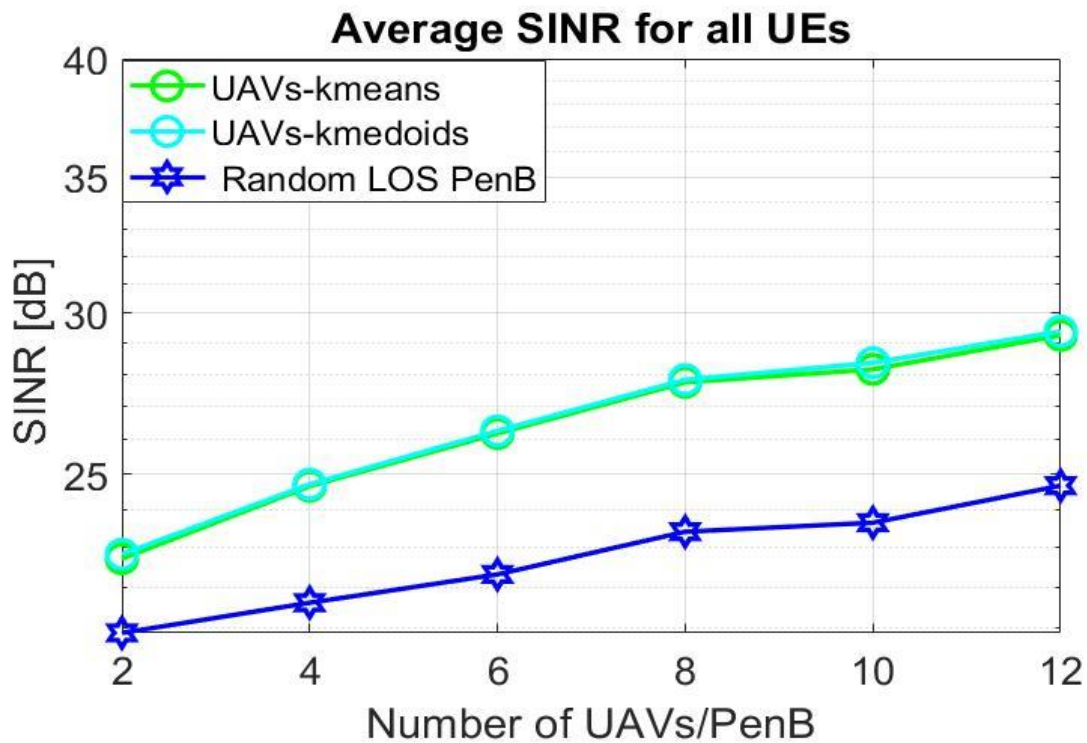
Καλύτερα αποτελέσματα και από τις τρεις μεθόδους μας δίνει η μέθοδος k-medoids με μέγιστο ποσοστό εκφόρτωσης στα 62% ενάντια των μεθόδων k-means και Planed PeNB με 60% και 29% αντίστοιχα. Στο **Σχήμα 36** και **Σχήμα 37** απεικονίζεται ο σηματοθορυβικός λόγος και η φασματική απόδοση ανά περίπτωση προσομοίωσης αντίστοιχα. Τέλος, αξίζει να σημειωθεί η μεγάλη πτώση της απόδοσης μεταξύ των δυο μεθόδων τοποθέτησης των PeNBs. Παρατηρούμε ότι η τυχαία τοποθέτηση μειώνει πολύ την απόδοση δικτύου. Συγκεκριμένα το ποσοστό εκφόρτωσης από 64 % (Planed) πέφτει στα 24% (Random).



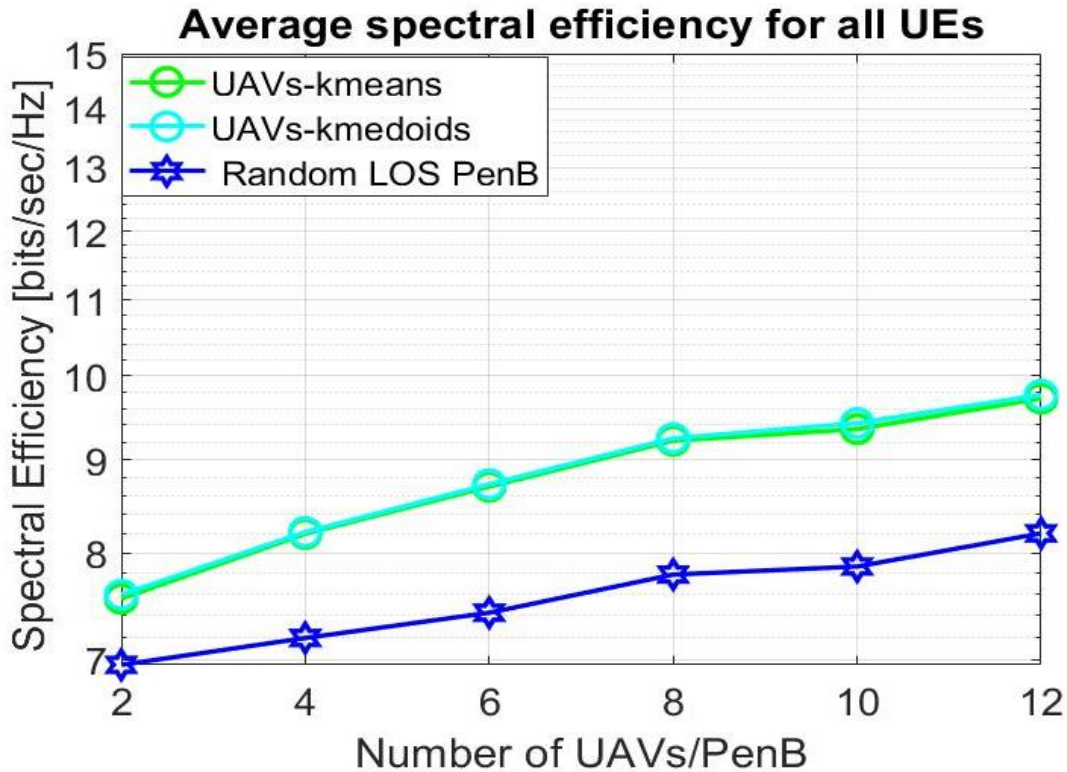
Σχήμα 34: Μέση ισχύς λήψης των χρηστών για Random LOS συνθήκη



Σχήμα 35: Ποσοστό εκφόρτωσης χρηστών από τις μακροκυψέλες για Random LOS συνθήκη.



Σχήμα 36: Μέση τιμή SINR των χρηστών για Random LOS συνθήκη.



Σχήμα 37: Spectral Efficiency των χρηστών για Random LOS συνθήκη

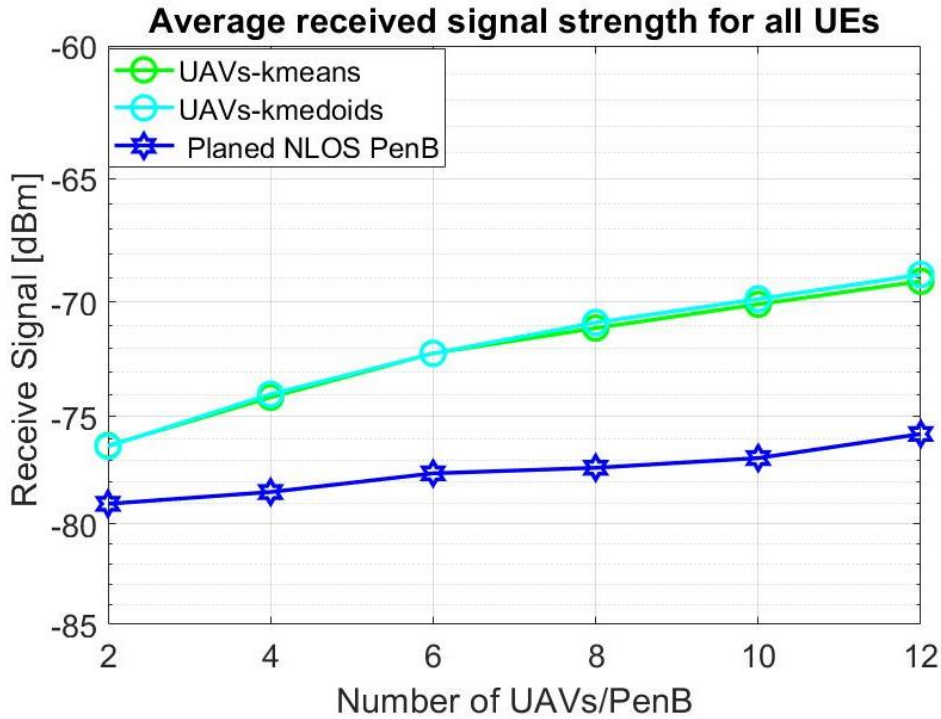
4.2 Περίπτωση μη Οπτικής Επαφής Μεταξύ Πομπού και Δέκτη (NLOS).

4.2.1 Προγραμματισμένη Τοποθέτηση

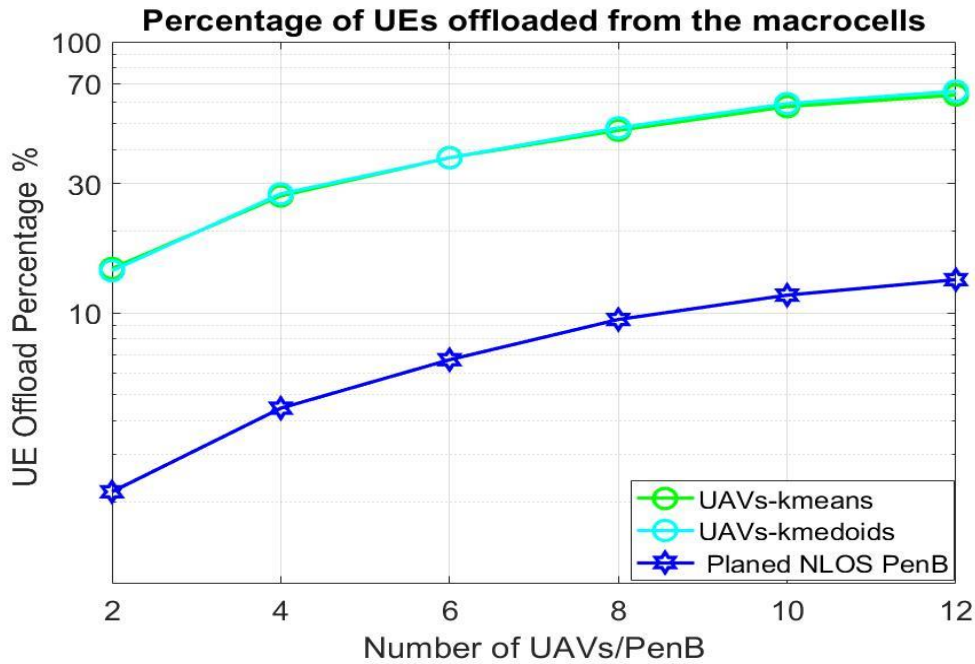
Όπως και στην προηγούμενη περίπτωση (LOS), οι σταθμοί βάσης PeNB τοποθετούνται ακριβώς στα σημεία hotspot (όπου γύρω από αυτά τοποθετούνται οι χρήστες), ενώ τα UAVs τοποθετούνται μέσω των αλγορίθμων k-means και k-medoids. Υποθέτουμε ότι μεταξύ πομπού και δέκτη δεν υπάρχει οπτική επαφή. Στο Σχήμα 38 παρατηρούμε ότι όσο αυξάνονται τα μικρά κελιά, είτε από UAV είτε από τα PeNBs, τόσο βελτιώνεται η μέση ισχύς λήψης των χρηστών. Παρατηρούμε επίσης ότι την καλύτερη απόδοση σε όλες τις περιπτώσεις την φέρνει ο αλγόριθμος k-medoids. Αυτό γίνεται αντιληπτό για το πλήθος των UAVs/PenB μεγαλύτερο από 8 όπου η μέση ισχύς λήψης για την περίπτωση medoids είναι στα -68 dBm ενώ για τις περιπτώσεις k-means και Planned PeNB είναι -70 dBm και -77 dBm αντίστοιχα.

Συγκρίνοντας το Σχήμα 30 με το Σχήμα 38, παρατηρούμε ότι τα PeNB έχουν καλύτερη απόδοση, αυτό οφείλεται στην συνθήκη LOS που έχουμε στην πρώτη περίπτωση. Σύμφωνα λοιπόν με το Σχήμα 39 παρατηρούμε ότι και οι δύο μέθοδοι Μηχανικής Μάθησης ξεπερνάνε την προγραμματισμένη τοποθέτηση των PeNB όσο αφορά την εκφόρτωση των χρηστών από τις τρεις μακροκυψέλες. Καλύτερα αποτελέσματα και από τις τρεις μεθόδους μας δίνει η μέθοδος k-medoids με μέγιστο ποσοστό εκφόρτωσης στα 65% ενάντια των μεθόδων k-means και Planned PeNB με 63%

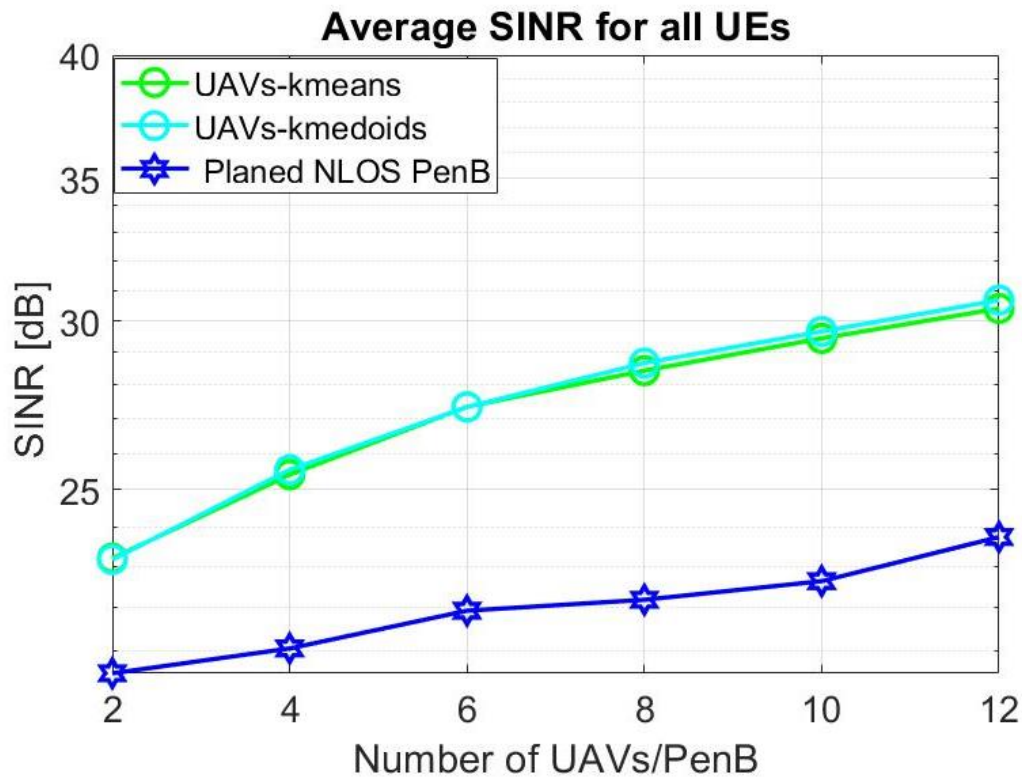
και 13% αντίστοιχα. Στα σχήματα 40 και 41 απεικονίζεται ο σηματοθορυβικός λόγος και η φασματική απόδοση ανά περίπτωση προσομοίωσης αντίστοιχα



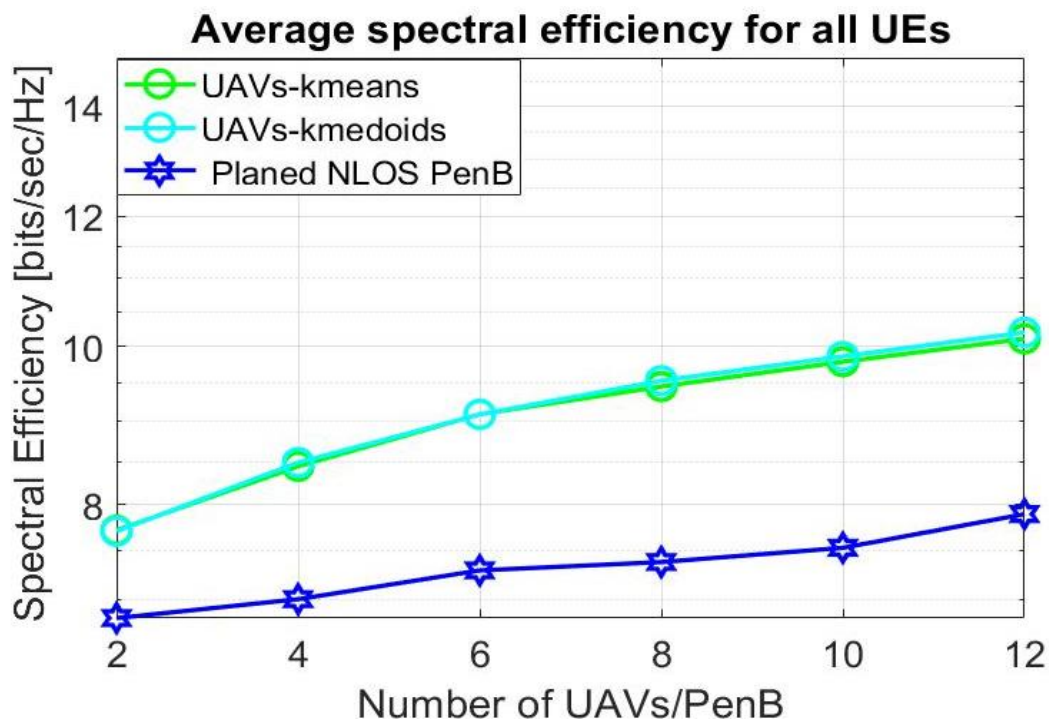
Σχήμα 38: Μέση ισχύς λήψης των χρηστών για Planed NLOS συνθήκη



Σχήμα 39: Ποσοστό εκφόρτωσης χρηστών από τις μακροκυψέλες για Planed NLOS συνθήκη.



Σχήμα 40: Μέση τιμή SINR των χρηστών για Planed NLOS συνθήκη.

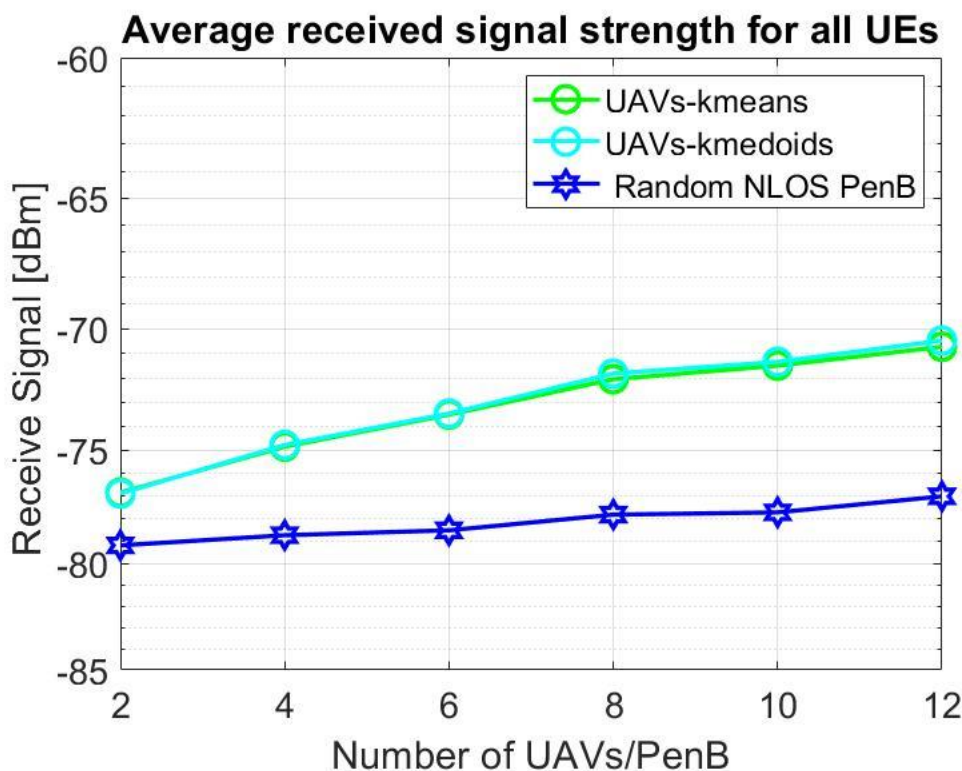


Σχήμα 41: Spectral Efficiency των χρηστών για Planed NLOS συνθήκη

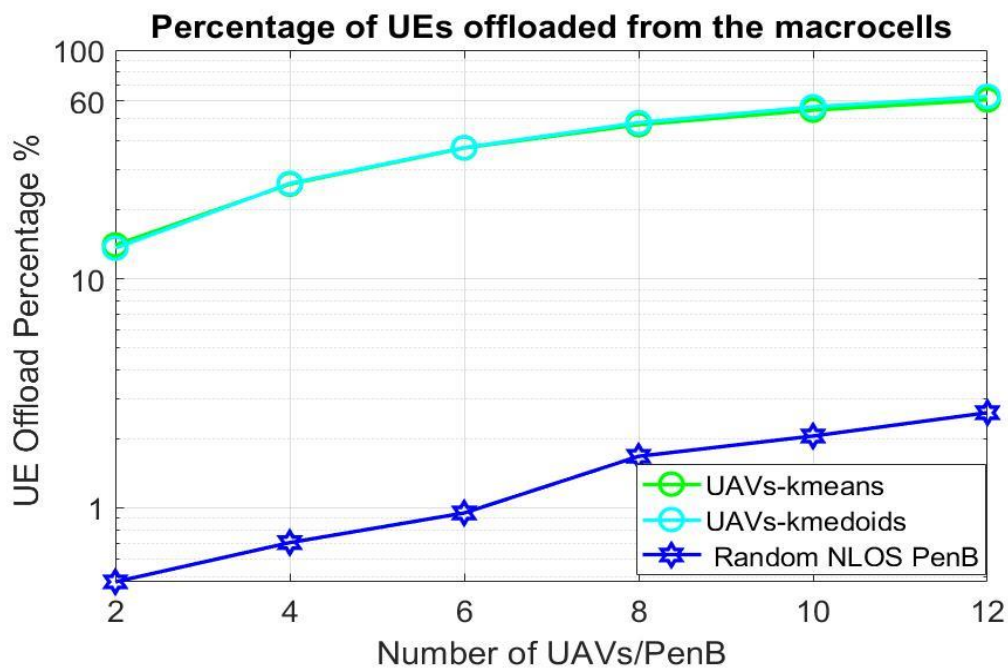
4.2.2 Τυχαία Τοποθέτηση

Σε αυτή την περίπτωση, οι χρήστες τοποθετούνται γύρω από τα hotspot σημεία, ενώ τα PeNB τοποθετούνται τυχαία σε όλο το παράθυρο W. Τα UAVs τοποθετούνται μέσω των αλγορίθμων k-means και k-medoids. Υποθέτουμε ότι μεταξύ πομπού και δέκτη δεν υπάρχει πάντα οπτική επαφή. Στο **Σχήμα 42** παρατηρούμε ότι όσο αυξάνονται τα μικρά κελιά, είτε από UAV είτε από τα PeNBs, τόσο βελτιώνεται η μέση ισχύς λήψης των χρηστών. Παρατηρούμε επίσης ότι την καλύτερη απόδοση σε όλες τις περιπτώσεις την φέρνει ο αλγόριθμος k-medoids. Αυτό γίνεται αντιληπτό για το πλήθος των UAVs/PenB μεγαλύτερο από 8 όπου η μέση ισχύς λήψης για την περίπτωση k-medoids είναι στα -71 dBm ενώ για τις περιπτώσεις k-means και Planed PeNB είναι -73 dBm και -77 dBm αντίστοιχα. Σύμφωνα λοιπόν με το **Σχήμα 43** **Σχήμα 31** παρατηρούμε ότι και οι δύο μέθοδοι Μηχανικής Μάθησης ξεπερνάνε την προγραμματισμένη τοποθέτηση των PeNB όσο αφορά την εκφόρτωση των χρηστών από τις τρεις μακροκυψέλες.

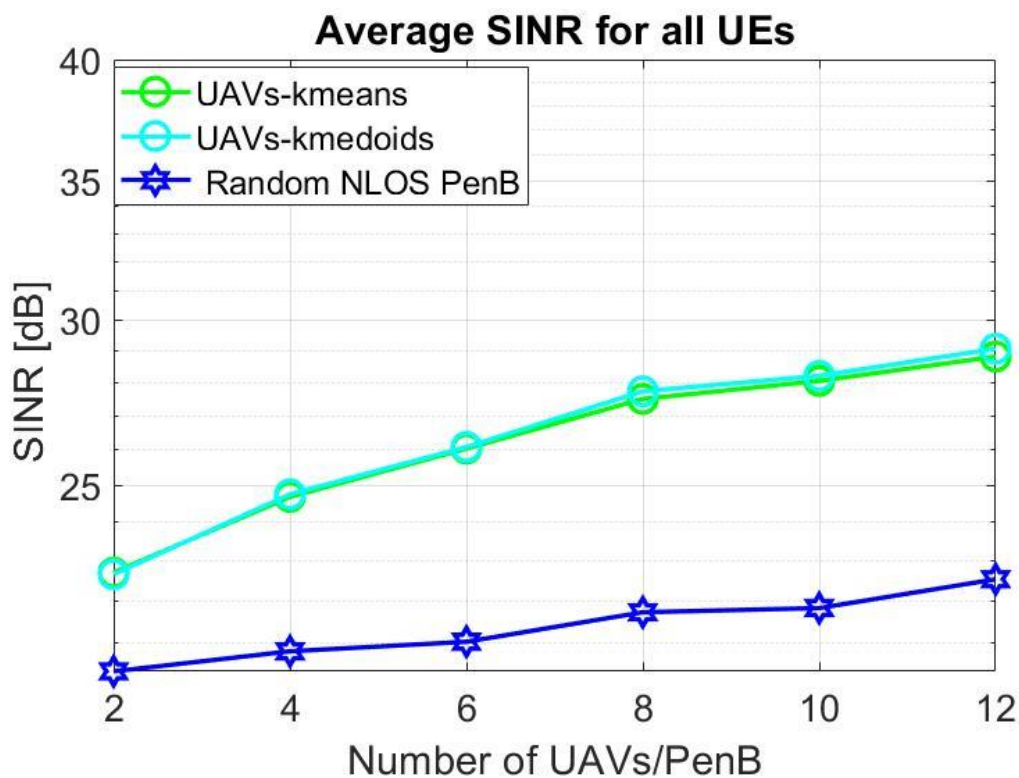
Καλύτερα αποτελέσματα και από τις τρεις μεθόδους μας δίνει η μέθοδος k-medoids με μέγιστο ποσοστό εκφόρτωσης στα 62% ενάντια των μεθόδων k-means και Planed PeNB με 60% και 3% αντίστοιχα. Στο **Σχήμα 44** και **Σχήμα 45** απεικονίζεται ο σηματοθορυβικός λόγος και η φασματική απόδοση ανά περίπτωση προσομοίωσης αντίστοιχα. Τέλος αξίζει να σημειωθεί η μεγάλη πτώση της απόδοσης μεταξύ των δυο μεθόδων τοποθέτησης των PeNBs. Παρατηρούμε ότι η τυχαία τοποθέτηση μειώνει πολύ την απόδοση δικτύου. Συγκεκριμένα το ποσοστό εκφόρτωσης από 13 % (Planed) πέφτει στα 3% (Random).



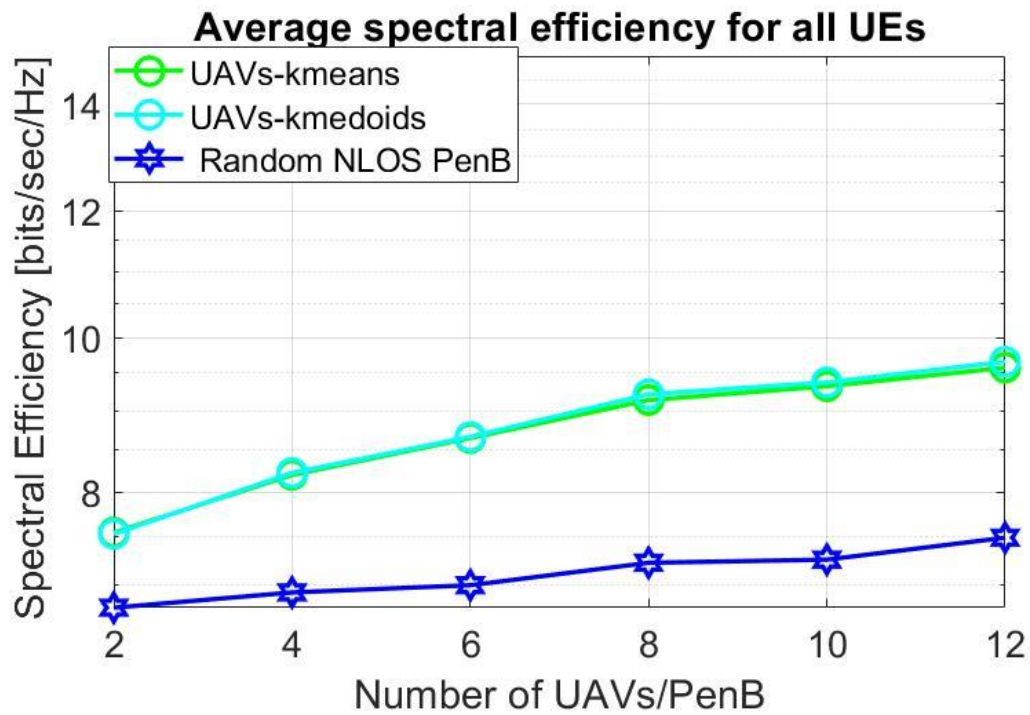
Σχήμα 42: Μέση ισχύς λήψης των χρηστών για Random NLOS συνθήκη



Σχήμα 43: Ποσοστό εκφόρτωσης χρηστών από τις μακροκυψέλες για Random NLOS συνθήκη.



Σχήμα 44: Μέση τιμή SINR των χρηστών για Random NLOS συνθήκη.



Σχήμα 45: Spectral Efficiency των χρηστών για Random NLOS συνθήκη

5

Προσομοίωση Μοντελοποίησης Καναλιών Μέσω

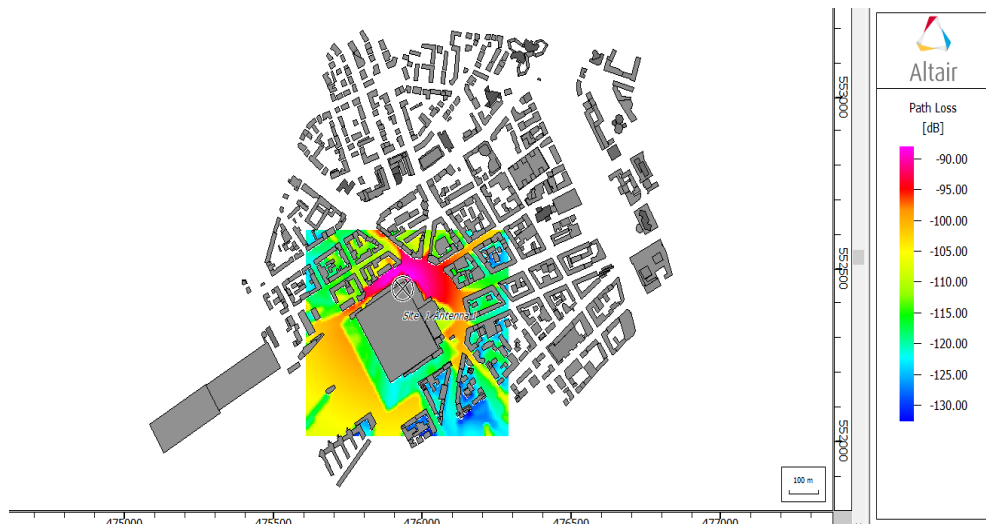
Αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης σε Σενάρια Εναέριας-

Επίγειας Δικτύωσης.

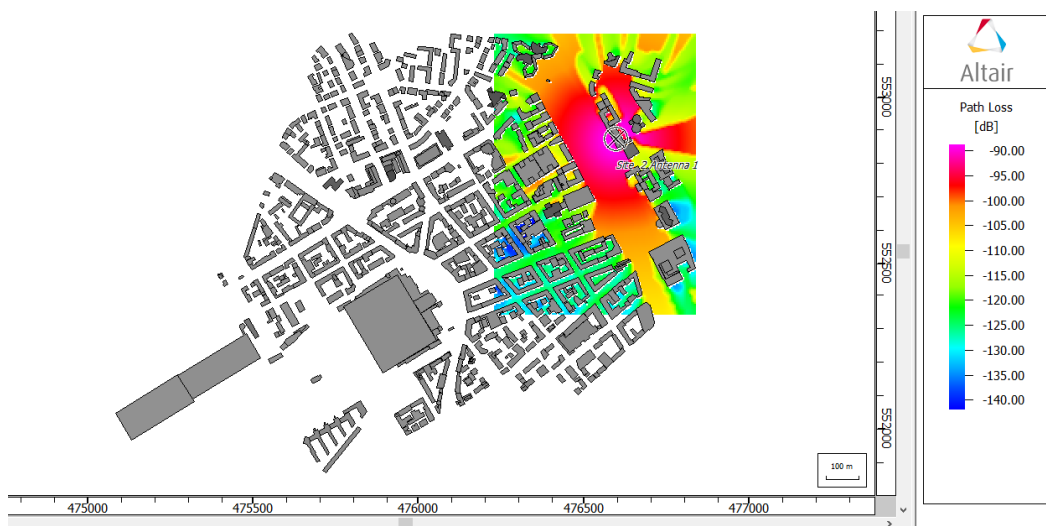
Πρόσφατα τα μη επανδρωμένα εναέρια οχήματα (UAVs) παίζουν σημαντικό ρόλο σε πολλές εφαρμογές λόγω της υψηλής ευελιξίας και του χαμηλού κόστους τους. Για την πραγματοποίηση αξιόπιστων επικοινωνιών UAV, ένα βασικό έργο είναι η διερεύνηση των χαρακτηριστικών διάδοσης των καναλιών. Στο κεφάλαιο αυτό χρησιμοποιήσαμε αλγόριθμους Μηχανικής Μάθησης για την πρόβλεψη των απωλειών διάδοσης σε αστικές περιοχές όπου τα UAVs λειτουργούν ως εναέριοι σταθμοί βάσης. Οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιήθηκαν είναι ο KNN, Ο Random Forest και ο SVR με πυρήνα RBF. Οι τρεις αυτοί αλγόριθμοι ανήκουν στην κατηγορία Επιβλεπόμενης Μάθησης (Supervised Learning) επομένως για την εκπαίδευση τους χρειαζόμαστε ένα σύνολο δεδομένων το λεγόμενο data set για την εκπαίδευση τους. Επίσης για λόγους σύγκρισης, εφαρμόστηκε το εμπειρικό μοντέλο COST231 Walfisch-Ikegami.

5.1 Διαδικασία Συλλογής Δεδομένων

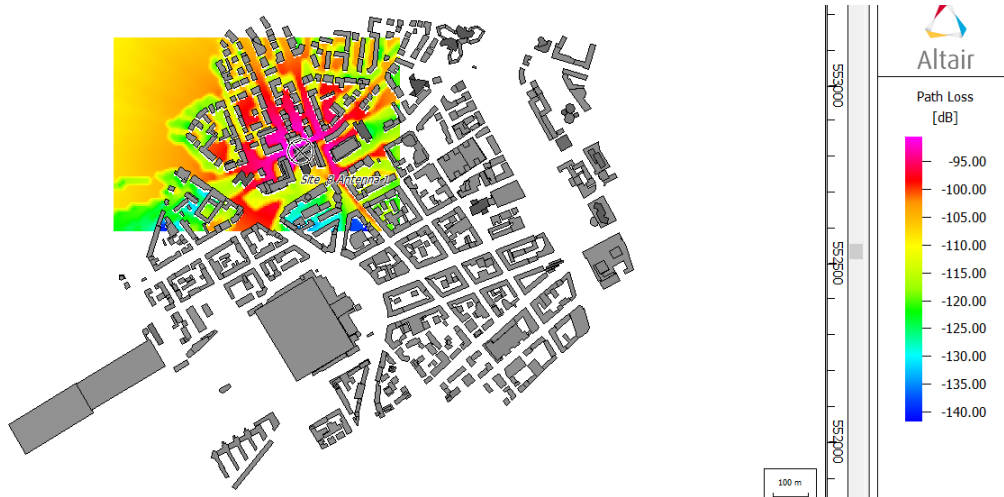
Για την σωστή εκπαίδευση των προαναφερθέντων μοντέλων Μηχανικής Μάθησης, αξιοποιήθηκαν τα αποτελέσματα προσομοίωσης απωλειών διάδοσης. Η προσομοίωση πραγματοποιήθηκε χρησιμοποιώντας το λογισμικό WinProp (Altair Hyperworks™) [38]. Πιο συγκεκριμένα, χρησιμοποιήθηκε η σουίτα ProMan, η οποία περιλαμβάνει μοντέλα διάδοσης κυμάτων για διαφορετικά σενάρια και προσομοιωτές σχεδιασμού δικτύου για διάφορες διεπαφές αέρα. Η προσομοίωση λαμβάνει υπόψη ένα αστικό περιβάλλον, το οποίο περιλαμβάνει τον τρισδιάστατο ψηφιακό χάρτη της Φρανκφούρτης με ανάλυση 5 m. Το **Σχήμα 42** έως και το **Σχήμα 44** απεικονίζουν την το προσομοιωμένο περιβάλλον όπου εξετάστηκαν τρεις διαφορετικές θέσεις εναέριων σταθμών βάσης (BS) που περιλαμβάνουν το δίκτυο LTE. Επίσης παρέχονται ενδεικτικά και οι παραγόμενες απώλειες διάδοσης για τους τρεις εναέριους σταθμούς βάσης UAVeNB.



Σχήμα 46: Προσομοιωμένα αποτελέσματα απωλειών διάδοσης για το UAVeNB 1 σε αστικό περιβάλλον.



Σχήμα 47: Προσομοιωμένα αποτελέσματα απωλειών διάδοσης για το UAVeNB 2 σε αστικό περιβάλλον.



Σχήμα 48: Προσομοιωμένα αποτελέσματα απωλειών διάδοσης για το UAVeNB 3 σε αστικό περιβάλλον.

Κάθε UAVeNB έχει διαφορετικό ύψος (πάνω από το επίπεδο του εδάφους) και συχνότητα λειτουργίας. Ο κινητός σταθμός (MS) είναι σταθερό στα 1,5 m πάνω από το επίπεδο του εδάφους. Η χωρική ανάλυση για τις θέσεις MS (δηλαδή η ανάλυση δειγματοληψίας) ήταν 5 m. Οι υπόλοιπες επιλεγμένες παράμετροι σχετικά με το δίκτυο LTE παρατίθενται στον **Error! Not a valid bookmark self-reference.**

Πίνακας 8: Παράμετροι προσομοίωσης δικτύου

Frequency	2120 / 2140 / 2160 MHz
Number Of UAVs	3
UAV_BS EIRP	40 dBm
UAV_BS Height (a.g.l.)	75 / 95 / 115 m
Bandwidth	20 MHz
UAV_BS Antenna type	Omnidirectional
MS Height	1.5 m
MS Antenna type	Omnidirectional
MS Antenna Gain	0 dBi
Transmitted signal	OFDMA/QPSK
Path loss samples	5150

Το λογισμικό WinProp, για προβλέψεις απωλειών διάδοσης σε αστικές περιοχές, εφαρμόζει το Dominant Path Model (DPM), το οποίο χρησιμοποιεί απλοποιημένες τεχνικές ανίχνευσης ακτίνων, συνδυάζοντας υψηλή ακρίβεια με σύντομο χρόνο υπολογισμού. Για την αξιολόγηση της σκοπιμότητας των προτεινόμενων μεθόδων Μηχανικής Εκμάθησης, πραγματοποιήθηκαν προσομοιώσεις χρησιμοποιώντας το μοντέλο DPM, έτσι ώστε να δημιουργηθούν δεδομένα απωλειών διάδοσης για τη διαδικασία εκπαίδευσης (training) και δοκιμών (testing). Συνολικά, συλλέχθηκαν 5150 δείγματα απωλειών διάδοσης, εκ των οποίων 2644 είναι για LOS και 2506 για συνθήκες NLOS, αντίστοιχα.

5.2 Διαδικασία Εκπαίδευσης και Επικαιροποίησης των Αλγορίθμων

Τα χαρακτηριστικά (features) τα οποία χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση των αλγορίθμων είναι τα εξής

- Η απόσταση d μεταξύ πομπού και δέκτη
- Ύψος πομπού h_t
- Ύψος δέκτη h_r
- Συντεταγμένη X δέκτη C_x
- Συντεταγμένη Y δέκτη C_y
- Ύπαρξη η όχι οπτική επαφή μεταξύ πομπού και δέκτη LOS/NLOS
- Συχνότητα λειτουργίας F

Για την επικαιροποίηση της απόδοσης κάθε αλγορίθμου, είναι σημαντικό η εκτίμηση του στατιστικού σφάλματος μεταξύ των προσομοιωμένων και των προβλεπόμενων τιμών απωλειών διάδοσης. Το μέσο σφάλμα (Mean Error, ME), σε dB, καθορίζεται από τον παρακάτω τύπο

$$ME = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (PL_i^{sim} - PL_i^{pred}) \quad (50)$$

όπου PL_i^{sim} και PL_i^{pred} και είναι οι προσομοιωμένες και προβλεπόμενες τιμές απωλειών διάδοσης αντίστοιχα, i είναι ο δείκτης του μετρούμενου δείγματος και N ο συνολικός αριθμός δειγμάτων. Μια θετική τιμή του ME υποδηλώνει ότι ένας αλγόριθμος Μηχανικής Εκμάθησης γενικά υποεκτιμά την προσομοιωμένη απώλεια διάδοσης ενώ μια αρνητική τιμή σημαίνει ότι την υπερεκτιμάει. Το Μέσο Απόλυτο Ποσοστό Σφάλματος (Mean Absolute Percentage Error, MAPE), δίνεται από τον ακόλουθο τύπο :

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{PL_i^{sim} - PL_i^{pred}}{PL_i^{sim}} \right| \times 100 \quad (51)$$

Επιπρόσθετα, το Μέσο Τετραφωνικό Σφάλμα (Root Mean Square Error, RMSE), είναι μια κοινή μέτρηση για την αξιολόγηση της απόδοσης των αλγορίθμων πρόβλεψης. Δίνεται, σε ντεσιμπέλ, από τον ακόλουθο τύπο :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (PL_i^{sim} - PL_i^{pred})^2} \quad (52)$$

Στις αστικές περιοχές, ένα αποδεκτό RMSE είναι της τάξης των 6-7 dB [39], [40]. Τέλος, ο συντελεστής συσχέτισης (cross correlation), οριζόμενος ως συντελεστής γραμμικής συσχέτισης Pearson [41] δίνεται από τον ακόλουθο τύπο.

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^N (PL_i^{sim} - \overline{PL}_i^{sim}) (PL_i^{pred} - \overline{PL}_i^{pred})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (PL_i^{sim} - \overline{PL}_i^{sim})^2 \sum_{i=1}^N (PL_i^{pred} - \overline{PL}_i^{pred})^2}} \quad (53)$$

Το cross correlation είναι ένα μη παραμετρικό μέτρο της στατιστικής συσχέτισης μεταξύ της προσομοιωμένης και των προβλεπόμενων απωλειών διάδοσης, αντίστοιχα. Επιπλέον, \overline{PL}_i^{sim} και \overline{PL}_i^{pred} είναι οι μέσες τιμές και N ο συνολικός αριθμός δειγμάτων. Μια συσχέτιση μεγαλύτερη ή ίση με 0,60-0,70 θεωρείται αποδεκτή, υποδεικνύοντας την καταλληλότητα ενός αξιολογούμενου αλγορίθμου. Σε αυτήν την ενότητα, τα τρία προαναφερθέντα μοντέλα Μηχανικής Εκμάθησης καθώς και το ευρέως εμπειρικό COST231 Walfisch-Ikegami μοντέλο αξιολογούνται και απεικονίζονται ως προς την απώλεια διάδοσης σε dB σε σχέση με την απόσταση για ένα αστικό σενάριο για το δίκτυο LTE.

5.3 Παρουσίαση Αποτελεσμάτων

Σε αυτό το κεφάλαιο γίνεται παρουσίαση και ανάλυση των αποτελεσμάτων. Συγκεκριμένα το **Σχήμα 49** συγκρίνει την προβλεπόμενη τιμή του COST231 Walfisch-Ikegami μοντέλου με την πραγματική για συνθήκη LOS ενώ το **Σχήμα 50** για συνθήκη NLOS. Αντίθετα, το **Σχήμα 51** συγκρίνει την προβλεπόμενη τιμή των αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης με την πραγματική για συνθήκη LOS ενώ το **Σχήμα 52** για συνθήκη NLOS. Παρατηρούμε ότι και για τις δυο συνθήκες (LOS/NLOS) οι αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης αναπαράγουν λεπτομερώς τις πραγματικές τιμές (σχήμα 51-52), ενώ το εμπειρικό μοντέλο φαίνεται να αποκλίνει από τις πραγματικές τιμές (σχήμα 49-50). Σύμφωνα με τον **Πίνακα 9** όλοι οι αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης φέρουν καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με το εμπειρικό μοντέλο και για τις δύο συνθήκες. Το ME του COST231 Walfisch-Ikegami μοντέλου είναι 7,9 και 18,3 για συνθήκες LOS και NLOS αντίστοιχα. Λόγω του θετικού προσήμου, το εμπειρικό μοντέλο υποεκτιμά τις πραγματικές τιμές απωλειών διάδοσης και στις δυο περιπτώσεις, αυτό φαίνεται και στα δύο σχήματα που αφορούν το εμπειρικό μοντέλο.

Πίνακας 9 Στατιστικές μετρικές σφαλμάτων των εξετασμένων αλγορίθμων μηχανικής μάθησης και των εμπειρικών μοντέλων σε αστικό περιβάλλον

Examined Model	KNN		SVR RBF		Random Forest		COST231 WI	
	LOS	NLOS	LOS	NLOS	LOS	NLOS	LOS	NLOS
ME [dB]	0.2	-0.2	0.4	0.3	-0.4	0.4	7.9	18.3
MAPE [%]	1.2	2.2	1.2	2.6	1.6	2.3	7.9	15.5

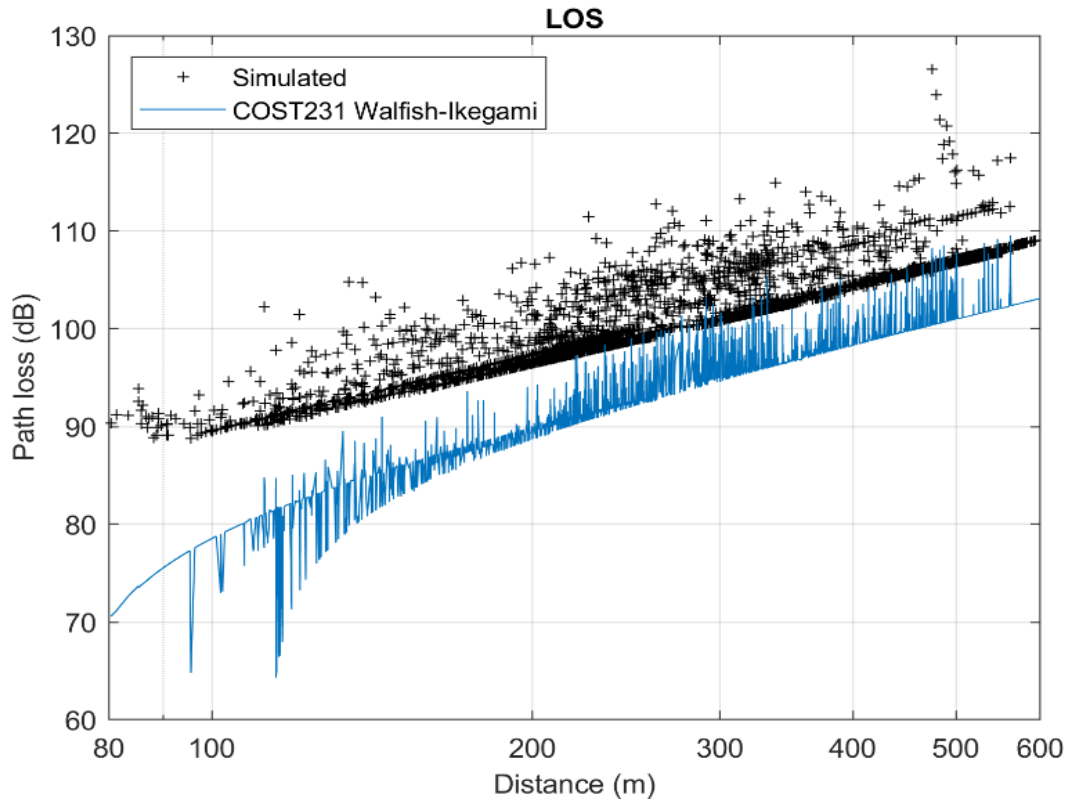
RMSE [dB]	2.1	3.4	2.2	4.1	2.1	3.6	8.4	19.1
ρ	0.93	0.89	0.92	0.83	0.93	0.89	0.68	0.61
T_{train} [s]	2		304		36		-	

Οι χαμηλές τιμές συσχέτισης επικυρώνουν επίσης αυτήν την ασυνέπεια. Από την άλλη πλευρά, τα στατιστικά σφάλματα σχετικά με τους αλγόριθμους Μηχανικής Μάθησης παραμένουν εξαιρετικά χαμηλά, ειδικά για τις συνθήκες LOS, όπως μπορεί κανείς να παρατηρήσει στον **Πίνακα 9**. Το RMSE και το MAPE είναι της τάξης των 2,1-2,2 dB και 1,2-1,6% αντίστοιχα. Επιπλέον, σε περιπτώσεις NLOS οι αλγόριθμοι παρουσιάζουν συγκρίσιμη απόδοση, αν και το RMSE αυξάνεται περίπου 1,5 dB σε σύγκριση με το LOS. Παρατηρούνται επίσης χαμηλότερες τιμές συσχέτισης. Τέλος, το MAPE αυξάνεται έως 2,2-2,6%, περίπου 1,0% υψηλότερο από ό, τι στις συνθήκες LOS.

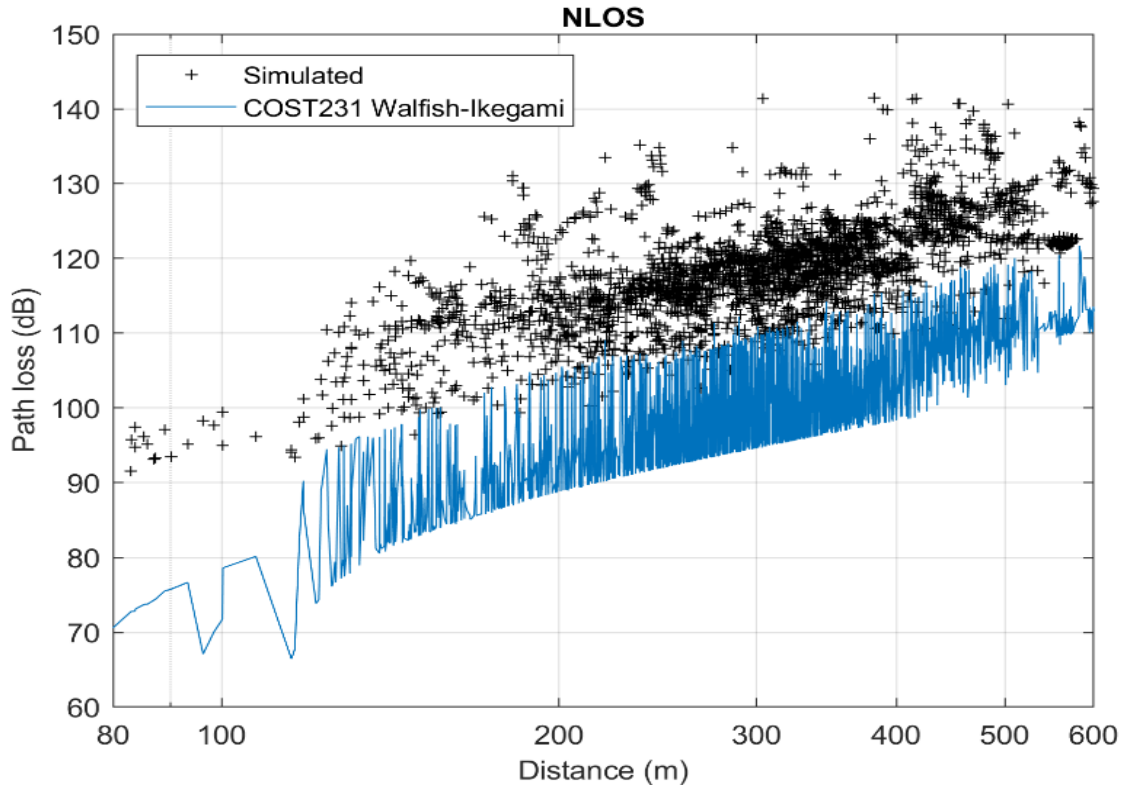
Η καλύτερη απόδοση, σύμφωνα με τη μέτρηση συσχέτισης, παρατηρείται από τους αλγόριθμους KNN και RF και για τις περιπτώσεις LOS (0,93) και NLOS (0,89). Σε περιπτώσεις LOS, και οι δύο εμφανίζουν τιμή RMSE 2,1 dB, που είναι η χαμηλότερη. Επιπλέον, το KNN παρουσιάζει την καλύτερη απόδοση σε περιπτώσεις NLOS παρέχοντας RMSE 3,1 dB, ενώ οι αλγόριθμοι RF και SVR αποδίδουν RMSE 3,6 και 4,1 dB, αντίστοιχα. Επιπλέον, για τις επτά παραμέτρους εισαγωγής εκπαίδευσης, ο αλγόριθμος SVR δείχνει τον υψηλότερο χρόνο εκπαίδευσης (304 s) μεταξύ των εξεταζόμενων μοντέλων, ακολουθούμενα από RF (36 s) και KNN (2 s).

Η υπολογιστική πολυπλοκότητα του μοντέλου SVR αντιπροσωπεύει τον υψηλότερο χρόνο εκπαίδευσης, που είναι η κύρια αδυναμία της συγκεκριμένης μεθόδου. Από την άλλη πλευρά, ο χαμηλότερος χρόνος που παρατηρείται για το KNN αποδίδεται στην απλότητά του, καθώς υπολογίζει μόνο τις ευκλείδειες αποστάσεις. Θεωρείται ως «Lazy Algorithm», καθώς στην ουσία δεν υπάρχει φάση εκπαίδευσης, μειώνοντας έτσι ολόκληρο τον χρόνο υπολογισμού. Με βάση την παράμετρο ME, όλοι οι εξεταζόμενοι αλγόριθμοι παρουσιάζουν πολύ καλή προσαρμοστικότητα στην πραγματική τιμή. Μόνο τα μοντέλα SVR και RF παρουσιάζουν μια μικρή υποεκτίμηση και υπερεκτίμηση της απωλειών διάδοσης (μεταξύ -0,4 και 0,4 dB).

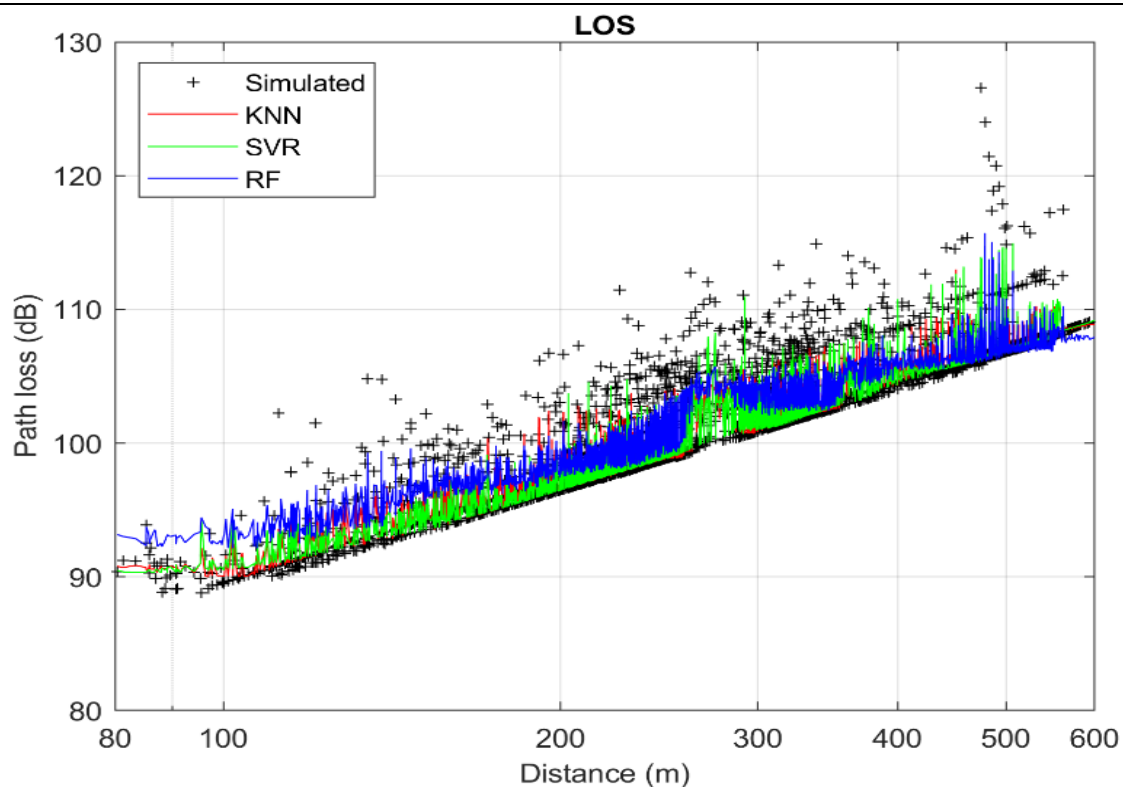
Τέλος, με βάση τα παραπάνω αποτελέσματα μεταξύ των μεθόδων Μηχανικής Μάθησης που εφαρμόστηκαν σε αυτήν τη μελέτη, το KNN δείχνει μια αξιοσημείωτη προσαρμοστικότητα στο σύνολο δεδομένων προσομοίωσης με χαμηλό χρόνο εκπαίδευσης, αποτελώντας έτσι μια ελκυστική επιλογή για ακριβείς προβλέψεις απωλειών διάδοσης σε αστικές τοποθεσίες για A2G κανάλια.



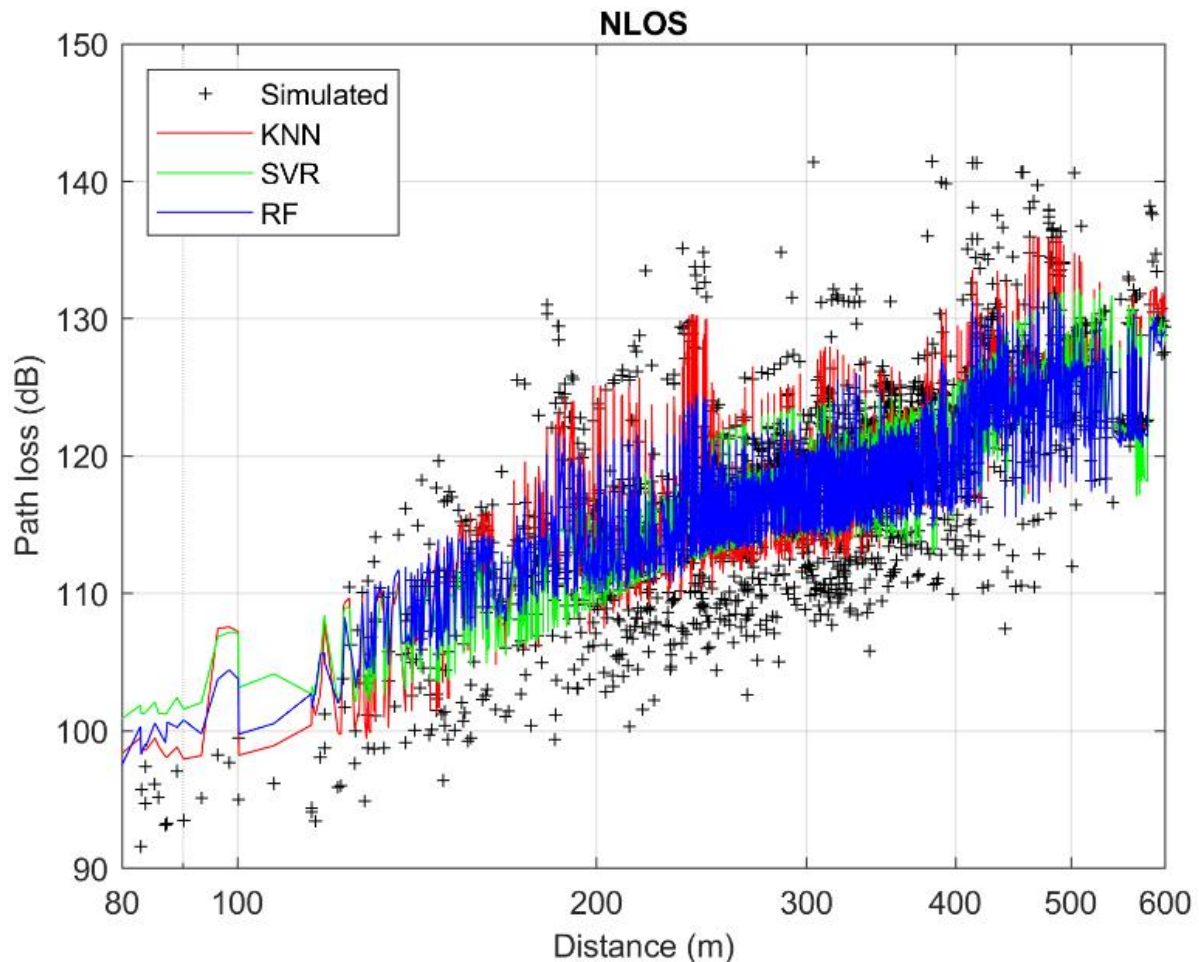
Σχήμα 49: Σύγκριση μεταξύ των προσομοιωμένων απωλειών διάδοσης και της πρόβλεψης από το εμπειρικό μοντέλο COST231 Walfisch-Ikegami για συνθήκη LOS.



Σχήμα 50: Σύγκριση μεταξύ των προσομοιωμένων απωλειών διάδοσης και της πρόβλεψης από το εμπειρικό μοντέλο COST231 Walfisch-Ikegami για συνθήκη NLOS



Σχήμα 51: Σύγκριση μεταξύ των προσομοιωμένων απωλειών διάδοσης και της πρόβλεψης από αλγόριθμους μηχανικής μάθησης για συνθήκη LOS



Σχήμα 52: Σύγκριση μεταξύ των προσομοιωμένων απωλειών διάδοσης και της πρόβλεψης από αλγόριθμους μηχανικής μάθησης για συνθήκη NLOS

5.4 Ανάπτυξη Εφαρμογής Πρόβλεψης Απωλειών Διάδοσης

Εφόσον μετά τις στατιστικές αναλύσεις καταλήξαμε ότι ο αλγόριθμος K-NN θεωρείται η καλύτερη επιλογή για την πρόβλεψη των απωλειών διάδοσης, σε αυτή την ενότητα αναπτύξαμε μια Desktop εφαρμογή σε Java με σκοπό την πρόβλεψη νέων τιμών απωλειών διάδοσης μέσω του μοντέλου που πήραμε από τον K-NN από το προηγούμενο κεφάλαιο. Η αρχιτεκτονική και οι διασυνδέσεις του συστήματος απεικονίζεται στο **Σχήμα 53**. Όπως μπορεί να παρατηρήσει κανείς οι διασυνδέσεις του συστήματος είναι τρεις.

1. Αποστολή των νέων δεδομένων προς πρόβλεψη
2. Αποθήκευση των νέων τιμών στην βάση δεδομένων
3. Πρόβλεψη της νέας τιμής απωλειών διάδοσης και αποστολή πίσω στον τελικό χρήστη

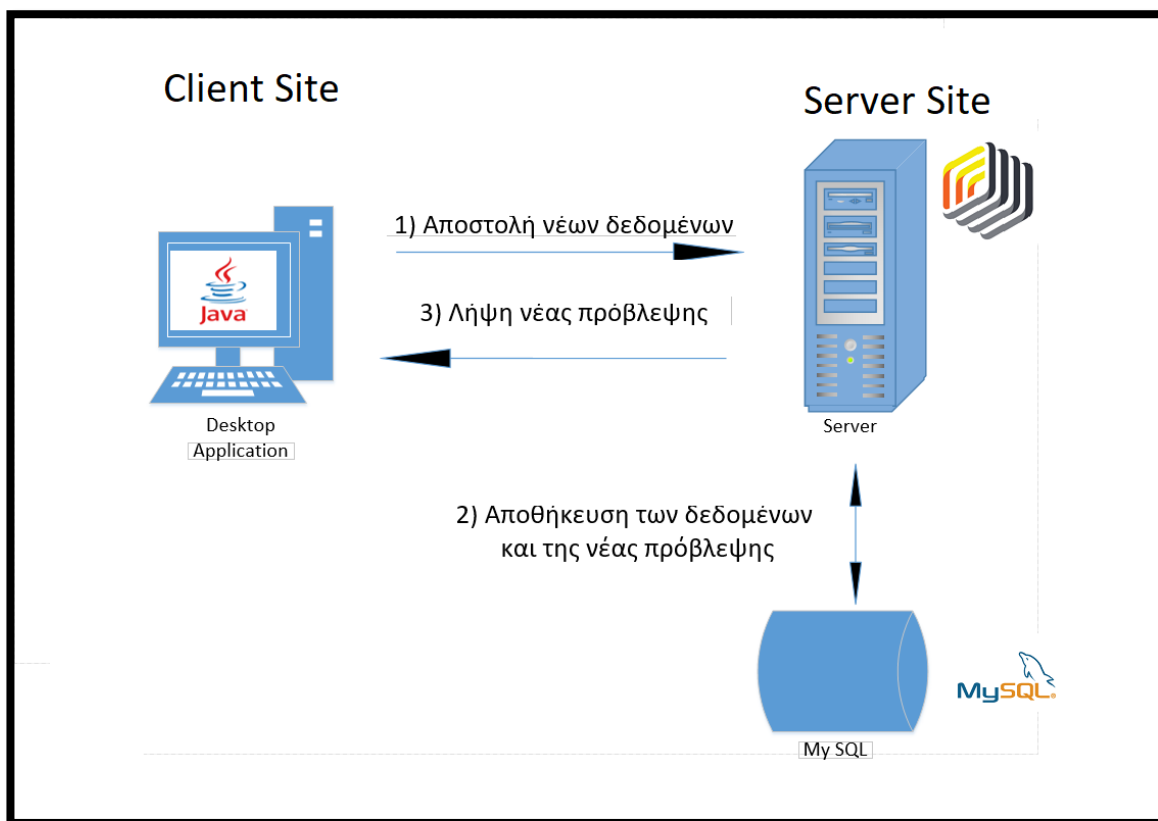
Το σύστημα αποτελείται από δύο μέρη. Το πρώτο αποτελεί το μέρος του πελάτη (client site) και το δεύτερο, αποτελεί το μέρος του εξυπηρετητή (server site). Στο μέρος του πελάτη (client site), ο τελικός χρήστης έχει στην διάθεση του μια κεντρική διεπαφή (**Σχήμα 54**). Πατώντας ο χρήστης το κουμπί “Error Metrics” μπορεί να δει τις στατιστικές μετρικές του μοντέλου K-NN όπως είναι το Μέσο Σφάλμα (Mean Error) και το Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (Root Mean Square Error) (**Σχήμα 55**). Στο σημείο αυτό να σημειωθεί ότι οι στατιστικές μετρικές αφορούν την φάση επικαιροποίησης του μοντέλου, η οποία πραγματοποιήθηκε στην προηγούμενη ενότητα. Ο λόγος που τοποθετήθηκαν στην εφαρμογή είναι για πληροφόρηση του χρήστη για τις δυνατότητες του μοντέλου. Όσον αφορά το βασικό κομμάτι της εφαρμογής που είναι η πρόβλεψη νέων τιμών απωλειών διάδοσης, ο χρήστης πατώντας το κουμπί “Path Loss Predict” ανοίγει η φόρμα του **Σχήματος 56**. Στην φόρμα που ανοίγει, ο χρήστης θα πρέπει να συμπληρώσει τις τιμές για τα 7 features με τα οποία ο αλγόριθμος εκπαιδεύτηκε, όπου στην δικιά μας περίπτωση είναι τα εξής 7 χαρακτηριστικά:

- Ύψος πομπού h_t
- Ύψος δέκτη h_r
- Συχνότητα λειτουργίας F
- Η απόσταση d μεταξύ πομπού και δέκτη.
- Ύπαρξη η όχι οπτική επαφή μεταξύ πομπού και δέκτη $LOS/NLOS$
- Συντεταγμένη X δέκτη C_x
- Συντεταγμένη Y δέκτη C_y

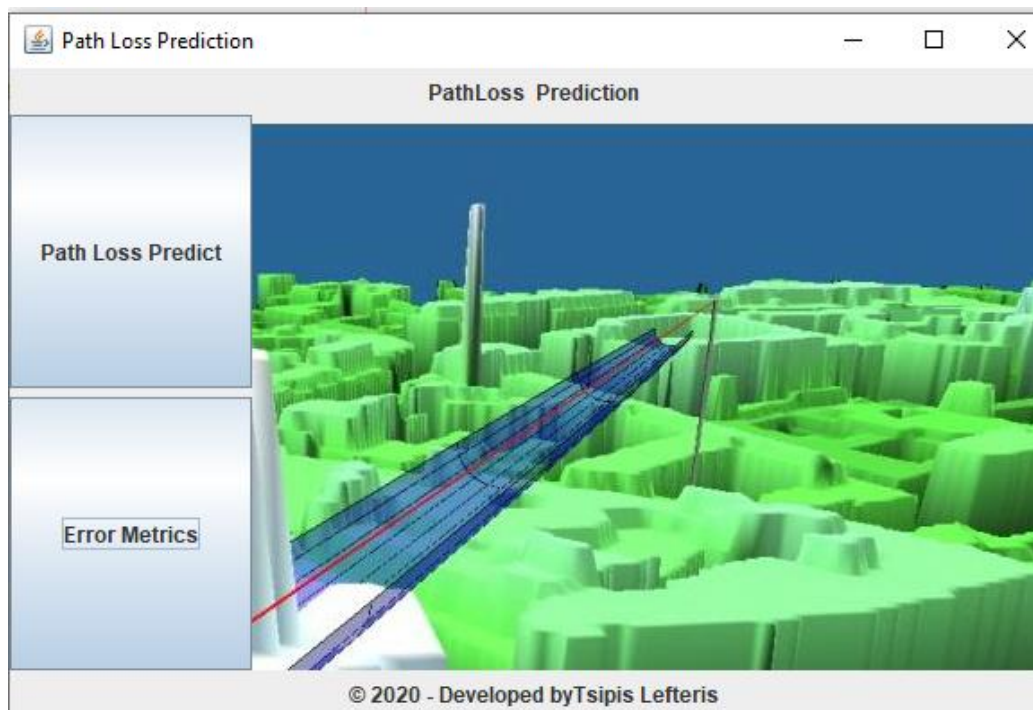
Συμπληρώνοντας την φόρμα και πατώντας το μπλε κουμπί «Path Loss Prediction» τα δεδομένα στέλνονται στο server και αποθηκεύονται σε μια MySQL βάση δεδομένων. Στο μέρος του εξυπηρετητή (server site) έχουμε εγκαταστήσει το Rapid Miner και λειτουργίες του απεικονίζονται στο **Σχήμα 57**. Το κίτρινο πλαίσιο αφορά την φάση εκπαίδευσης του αλγορίθμου η οποία έχει ολοκληρωθεί στην προηγούμενη ενότητα.

Αρχικά, μέσω του operator ReadExcel, διαβάζουμε το data set για την εκπαίδευση του αλγορίθμου, έπειτα μέσω του operator SelectAttributes επιλέγουμε τις 7 στήλες που αφορούν τα Features με βάση τα οποία θα εκπαιδεύσουμε τον K-NN αλγόριθμο. Στην συνέχεια, μέσω του operator SetRole, θέτουμε την στήλη Path Loss ως label, δηλαδή ως κλάση την οποία θέλουμε να προβλέψουμε με βάση τα 7 features. Τέλος, μέσω του operator Normilize κάνουμε κανονικοποίηση των τιμών και εκπαιδεύουμε τον αλγόριθμο με την μέθοδο k- fold cross validation.

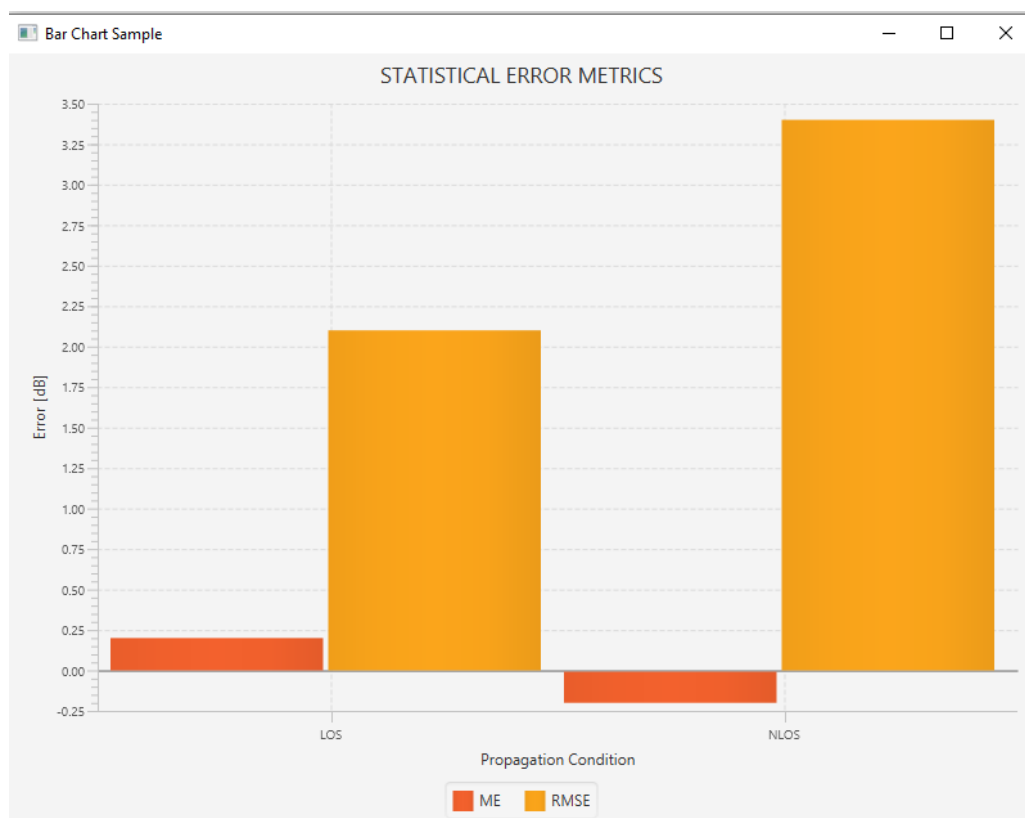
Το μωβ πλαίσιο αφορά την φάση εφαρμογής του μοντέλου στα νέα δεδομένα. Μέσω του ReadDataBase operator, παίρνουμε τα δεδομένα από την βάση και τα περνάμε σαν είσοδο στο μοντέλο μας προκειμένου να εκτελεστεί η πρόβλεψη μέσω του operator ApplyMode (**Σχήμα 57**) και μας στέλνει πίσω την πρόβλεψη (Client Site) όπου εμφανίζεται στο σκούρο μπλε πλαίσιο (**Σχήμα 58**).



Σχήμα 53: Αρχιτεκτονική συστήματος

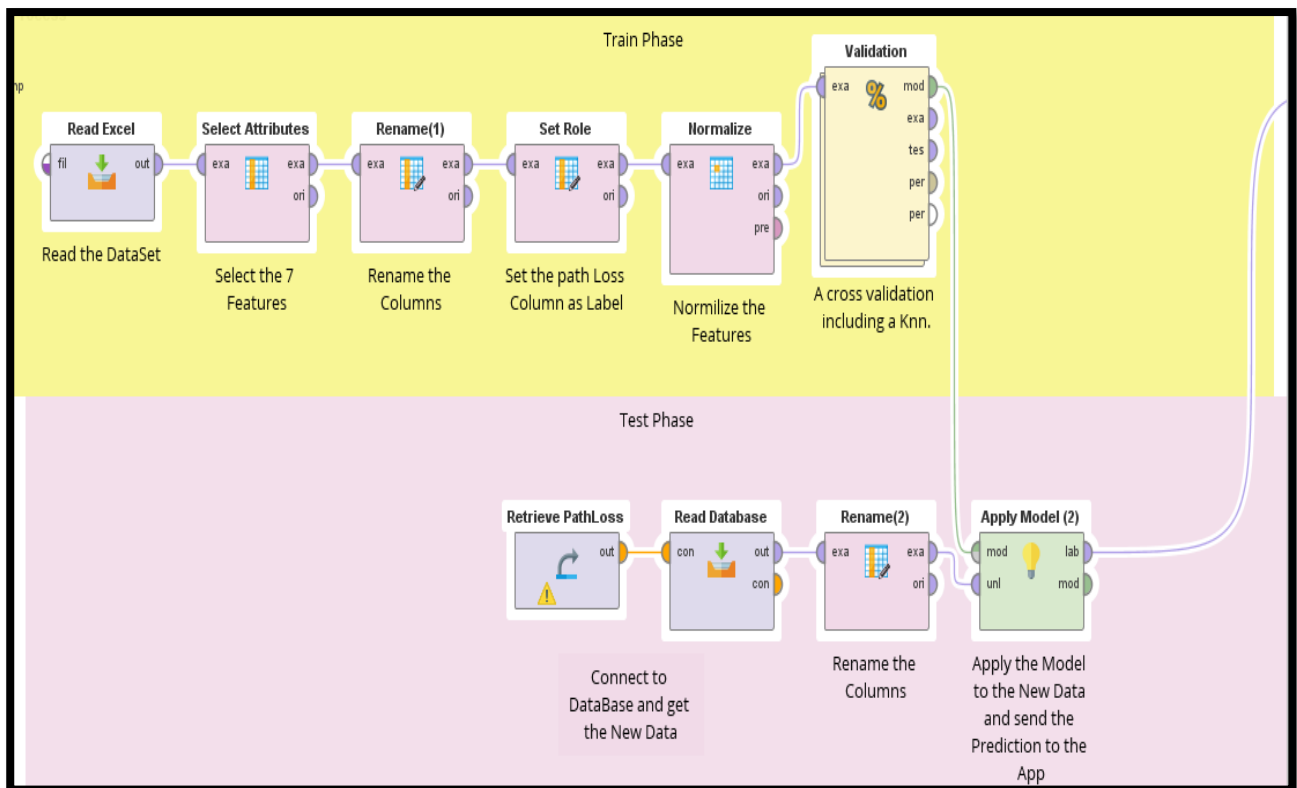


Σχήμα 54: Client Site



Σχήμα 55: Στατιστικά απόδοσης αλγορίθμου KNN

Σχήμα 56: Φόρμα συμπλήρωσης από τον χρήστη



Σχήμα 57: Server site

Path Loss Prediction

K-nn PathLoss Prediction [dB] : 104.57307533541282

Enter the height of the UAVeNB [m] : 95

Enter the height of the UE [m] : 1.5

Enter the frequency [Mhz] : 2140

Enter the distance between the UE and the UAVeNB [m] : 300

Los or NLos [L=1,NL=0] : 1

Enter the X coordinate [m] : 475380

Enter the Y coordinate [m] : 552018

Path Loss Prediction

Σχήμα 58: Πρόβλεψη νέας τιμής απωλειών διάδοσης

6

Συμπεράσματα

Στην παρούσα μεταπτυχιακή διπλωματική εργασία διερευνήθηκε η χρήση αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης με σκοπό την αντιμετώπιση προκλήσεων όπως είναι η εύρεση των βέλτιστων σημείων τοποθέτησης (optimal placement) των μη επανδρωμένων οχημάτων καθώς και η μοντελοποίηση καναλιών (channel modeling) σε σενάρια εναέριας-επίγειας δικτύωσης (air-to-ground path loss models). Για την επίλυση της πρώτης πρόκλησης χρησιμοποιήθηκαν αλγόριθμοι Μη Επιβλεπόμενης Μάθησης όπως είναι ο k means και ο k medoids. Χαρακτηριστικό αυτής της κατηγορίας αλγορίθμων είναι ότι δεν χρειάζεται κάποιο data set για εκπαίδευση αφού σκοπός αυτών των αλγορίθμων είναι η δημιουργία συστάδων (clusters) με βάση τα χαρακτηριστικά (attributes) εισόδου.

Η ιδιότητα αυτή των αλγορίθμων εκμεταλλεύτηκε και χρησιμοποιήθηκε για την ανάθεση των χρηστών προς εξυπηρέτηση από συγκεκριμένο UAV ανάλογα με την τοποθεσία του. Παρατηρήσαμε στο κεφάλαιο 4 ότι οι αλγόριθμοι φέρουν πολύ καλά αποτελέσματα ομαδοποίησης και βελτιώνουν την ποιότητα του δικτύου καθώς και την ρυθμαπόδοση. Οι αλγόριθμοι συγκρίθηκαν με τις δυο παραδοσιακές τεχνικές τοποθέτησης των μικρών σταθμών βάσης PenB την τυχαία και την σχεδιασμένη από κάποιον Domain Expert. Οι αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης ξεπερνούν και τις δυο τεχνικές. Τόσο ως προς την ποιότητα του δικτύου αλλά και ως προς την εκφόρτωση των είδη υπάρχοντων μακροκυψελών. Σύμφωνα λοιπόν με τα αποτελέσματα, καλύτερη απόδοση μας έφερε ο k-medoids αλγόριθμος λόγω του ότι έχει την δυνατότητα να χειρίζεται ποιο αποδοτικά τις ακραίες παρατηρήσεις (outliers).

Σχετικά με την πρόβλεψη των απωλειών διάδοσης, για την αντιμετώπιση αυτής της πρόκλησης χρησιμοποιήθηκαν αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης που ανήκουν στην κατηγορία της Επιβλεπόμενης Μάθησης. Από αυτή την μεγάλη οικογένεια αλγορίθμων, εξετάστηκαν οι KNN, Random Forest και ο SVR. Κύρια διαφορά αυτών των αλγορίθμων σε σχέση με τους αλγορίθμους της Μη Επιβλεπόμενης Μάθησης είναι ότι χρειάζεται ένα σύνολο ήδη υπάρχοντων δεδομένων για την εκπαίδευσή τους.

Για το σκοπό αυτό έγινε η χρήση της σουίτας λογισμικού WinProp για την εξαγωγή του data set. Σύμφωνα λοιπόν με τα αποτελέσματα του κεφαλαίου 5 οι αλγόριθμοι φέρουν πολύ ακριβείς μετρήσεις και πλησιάζουν πολύ τις πραγματικές τιμές. Επιπλέον, συγκρίθηκαν με ήδη υπάρχοντα

εμπειρικά μοντέλα όπως είναι το COST231 Walfisch-Ikegami το οποίο είναι ευρέως γνωστό και χρησιμοποιημένο. Όλοι οι αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης ξεπερνούν το εμπειρικό μοντέλο με κυρίαρχο τον αλγόριθμο KNN ο οποίος μας έφερε τα καλύτερα αποτελέσματα και είχε την μεγαλύτερη συσχέτιση με τις πραγματικές τιμές.

Τα αποτελέσματα της παρούσας εργασίας μπορούν να επεκταθούν και να μελετηθούν περαιτέρω σε μελλοντικές μελέτες. Αρχικά, όσο αφορά το πρόβλημα της βέλτιστης τοποθέτησης των UAV, θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί η τρίτη κατηγορία αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης, η Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning) όπου οι αλγόριθμοι που ανήκουν σε αυτή την κατηγορία μαθαίνουν μια στρατηγική ενεργειών μέσα από άμεση αλληλεπίδραση με το περιβάλλον. Επομένως, η κύρια ιδέα αυτού του τύπου μάθησης είναι ριζικά διαφορετική σε σύγκριση με τις προηγούμενες, οι οποίες εκμεταλλεύονται ιστορικά δεδομένα.

Επομένως, η σύγκριση των δύο κατηγοριών Μηχανικής Μάθησης για την επίλυση του προβλήματος της βέλτιστης τοποθέτησης θα ήταν μια πολύ καλή εργασία και σημαντική πληροφορία για τη ερευνητική κοινότητα που ασχολείται με αυτόν τον ερευνητικό κλάδο. Επιπρόσθετα, θα μπορούσαν να εξεταστούν και άλλοι αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης που ανήκουν στην κατηγορία της Μη Επιβλεπόμενης Μάθησης, όπως ο Hieratical Clustering.

Όσον αφορά την πρόβλεψη απωλειών διάδοσης, θα μπορούσαν να μελετηθούν και άλλοι αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης που να είναι ικανοί να λύνουν προβλήματα παλινδρόμησης. Τέτοιοι αλγόριθμοι μπορούσαν να είναι ο Linear Regression όπου είναι μια τεχνική που χρησιμοποιείται για αριθμητική πρόβλεψη. Τέλος, ευρέως γνωστά και χρησιμοποιούμενα σε πολλούς τομείς είναι τα Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα (Deep Neural Networks), τα οποία πέρα από προβλήματα ταξινόμησης, λύνουν και προβλήματα παλινδρόμησης όπως είναι το Path Loss Prediction.

Βιβλιογραφία

- [1] [Online]. Available: <https://www.3gpp.org/uas-uav>
- [2] Aleksandar Damnjanovic, Juan Montojo, Yongbin Wei, Tingfang Ji, Tao luo, Madhavan Vajapeyam, Taesang Yoo, Osok Song, and Durga Malladi“a survey on 3gpp heterogeneous networks”in IEEE Wireless Communications, June 2011.
- [3] [Online]. Available: <https://ltemobilezone.wordpress.com/tag/e-utran/>
- [4] Spyros Louvros “Το δίκτυο LTE απο τις βασικές αρχές στο σχεδιασμό”, εκδοσεις νεων τεχνολογιων, 2014.
- [5] Agilent, “3GPP Long Term Evolution: System Overview, Product Development, and Test Challenges,” June 2009.
- [6] H. Zarrinkoub, “Understanding LTE with MATLAB : from mathematical foundation to simulation, performance evaluation and implementation,” Wiley, 2014.
- [7] Yuvraj Singh, “Comparison of Okumura, Hata and COST-231 Models on the Basis of Path Loss and Signal Strength”, International Journal of Computer Applications,2012.
- [8] Gerd Wölfle, René Wahl, Philipp Wertz, Pascal Wildbolz, Friedrich Landstorfer, “Dominant Path Prediction Model for Indoor Scenarios”, GeMiC,2005.
- [9] Okoye O. Jude, Afolayan J. Jimoh, Akinloye Bolanle Eunice, “Software for Fresnel-Kirchoff Single Knife-Edge Diffraction Loss Model”, Mathematical and Software Engineering, Vol. 2, No. 2 ,2016.
- [10] 3GPP, “Study on channel model for frequencies from 0.5 to 100 GHz, TR 38.901, V 15.0.0”,2018.
- [11] Ashraf That, Mohammad Taha, “Statistical tuning of Walfisch-Ikegami propagation model using Particle Swarm Optimization”, IEEE,Dec,2012.
- [12] Jithin Jagannath, Nicholas Polosky, Francesco Restucciab, Tommaso Melodiab, “Machine learning for wireless communications in the Internet of Things: A comprehensive survey”, Elsevier,jun,2019.
- [13] Yogiraj Singh Kushawah, Ashish Mohan Yadav, “A Survey on Unsupervised Clustering Algorithm based on K-Means Clustering”, International Journal of Computer Applications, vol. 156, No.8, December. 2016.
- [14] T. Velmurugan, “Efficiency of k-Means and K-Medoids Algorithms for Clustering Arbitrary Data Points”, Int.J.Computer Technology & Applications,vol.3 pp, pp. 1758 – 1764,Oct.2012.
- [15] [Online]. Available: <https://www.kogan.com/au/buy/kogan-nano-drone/>
- [16] [Online]. Available: <https://www.parrot.com/global/drones/parrot-disco#parrot-disco>

-
- [17] [Online]. Available: <https://www.dji.com/spreading-wings-s900/info#specs>
- [18] [Online]. Available: <https://www.aeroscout.ch/index.php/scoutuav-helicopters/scout-uav-helicopters-2>
- [19] L. Tang and G. Shao, “Drone remote sensing for forestry research and practices,” *J. Forestry Res.*, vol. 26, no. 4, pp. 791–797, 2015.
- [20] P. Fahlstrom and T. Gleason, *Introduction to UAV Systems*. Hoboken, NJ, USA: Wiley, 2012.
- [21] K. Nonami, F. Kendoul, S. Suzuki, W. Wang, and D. Nakazawa, *Autonomous Flying Robots*. Tokyo, Japan: Springer-Verlag, 2010.
- [22] A. Al-Hourani, S. Kandeepan, and S. Lardner, “Optimal LAP altitude for maximum coverage,” *IEEE Wireless Commun. Lett.*, vol. 3, no. 6, pp. 569–572, Dec. 2014.
- [23] M. Ding, P. Wang, D. López-Pérez, G. Mao, and Z. Lin, “Performance impact of LoS and NLoS transmissions in dense cellular networks,” *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 15, no. 3, pp. 2365–2380, Mar. 2016.
- [24] T. Ding et al., “Uplink performance analysis of dense cellular networks with LoS and NLoS transmissions,” *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 16, no. 4, pp. 2601–2613, Apr. 2017.
- [25] M. Ding and D. López-Pérez, “Please lower small cell antenna heights in 5G,” in *Proc. IEEE Glob. Commun. Conf. (GLOBECOM)*, pp. 1–6., Dec. 2016.
- [26] M. Ding and D. López-Pérez, “Performance impact of base station antenna heights in dense cellular networks,” *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 16, no. 12, pp. 8147–8161, Dec. 2017.
- [27] S. A. P. Quintero, F. Papi, D. J. Klein, L. Chisci, and J. P. Hespanha, “Optimal UAV coordination for target tracking using dynamic programming,” *Proc. 49th IEEE Conf. Decis. Control (CDC)*, pp. 4541–4546, 2010.
- [28] [Online]. Available: <https://www.cnas.org/publications/reports/a-world-of-proliferated-drones-a-technology-primer>
- [29] [Online]. Available: <https://skyfront.com/>
- [30] M. Dudek et al., “Hybrid fuel cell—Battery system as a main power unit for small unmanned aerial vehicles (UAV),” *Int. J. Electrochem. Sci.*, vol. 8, pp. 8442–8463, Jun. 2013
- [31] M. H. Shaheed et al., “Flying by the sun only: The solarcopter prototype,” *Aerosp. Sci. Technol.*, vol. 45, pp. 209–214, Sep. 2015.
- [32] S. Sekander, H. Tabassum, and E. Hossain, “Multi-tier drone architecture for 5G/B5G cellular networks: Challenges, trends, and prospects,” *IEEE Commun. Mag.*, vol. 56, no. 3, pp. 96–103, Mar. 2018.
- [33] H. Wang et al., “Power control in UAV-supported ultra dense networks: Communications, caching, and energy transfer,” *IEEE Commun. Mag.*, vol. 56, no. 6, pp. 28–34, Jun. 2018.
- [34] M. Ding, D. López-Pérez, G. Mao, and Z. Lin, “Performance impact of idle mode capability on dense small cell networks,” *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 66, no. 11, pp. 10446–10460, Nov. 2017

- [35] J. Andrews et al., “What Will 5G Be?” IEEE Journal on Selected Areas in Communications, vol. 32, no. 6, pp. 1065–1082, June 2014.
- [36] D. Lopez-Perez, Y. Yang, and F. Gunnarsson, Heterogeneous Cellular Networks Theory, Simulation and Deployment, X. Chu, Ed. Cambridge University Press, 2013
- [37] “TR 36.814: Further Advancements for E-UTRA Physical Layer Aspects (Release 9),” 3GPP, Tech. Rep., 2010.
- [38] Accessed on May 14, 2020. [Online]. Available: <https://altairhyperworks.com/product/feko/winprop-propagationmodeling.html>.
- [39] W. C. Y. Lee, “Mobile Communications Design Fundamentals. Wiley Series in Telecommunications and Signal Processing.” John Wiley & Sons, Ltd, Chichester, UK, 1993.
- [40] J. D. Parsons, “The Mobile Radio Propagation Channel. 2nd ed.”, New York: Wiley, 2000.
- [41] X. Zhou et al., “Experimental characterization and correlation analysis of indoor channels at 15 GHz,” Int. J. of Antennas and Propag., vol. 2015, Article ID 601835, Hindawi, 2015.