

Πολυτεχνική Σχολή

Τμήμα Μηχανικών Η/Υ & Πληροφορικής

Διπλωματική Εργασία

**Τεχνικές Machine Learning**

**για τη βελτίωση της ανάθεσης πόρων**

**σε Δίκτυα ΜΙΜΟ 5G**

Θωμάς Αλέξανδρος

Α.Μ. 1072522

Επιβλέπων

Μπούρας Χρήστος, Καθηγητής

Μέλoι Επιτροπής Αξιολόγησης

Μπούρας Χρήστος, Καθηγητής

Παπαϊωάννου Εύη, Επίκουρη Καθηγήτρια

Γαροφαλάκης Ιωάννης, Καθηγητής

Πάτρα, 2025

© Copyright συγγραφής Θωμάς Αλέξανδρος, 2024

© Copyright θέματος Μπούρας Χρήστος

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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

**Περίληψη**

Η αυξανόμενη ζήτηση για δεδομένα στις σύγχρονες ασύρματες επικοινωνίες απαιτεί την αποδοτική διαχείριση των διαθέσιμων πόρων στα 5G δίκτυα. Τα Massive MIMO (Multiple Input Multiple Output) συστήματα, τα οποία αξιοποιούν μεγάλο αριθμό κεραιών για τη βελτίωση της χωρητικότητας και της αξιοπιστίας, αποτελούν κεντρικό στοιχείο της τεχνολογίας 5G. Παράλληλα, η δυναμική και σύνθετη φύση των δικτύων αυτών καθιστά την ανάθεση πόρων μια υπολογιστικά απαιτητική διαδικασία. Στο πλαίσιο αυτής της εργασίας, μελετώνται και αναπτύσσονται τεχνικές μηχανικής μάθησης για τη βελτιστοποίηση της ανάθεσης πόρων σε MIMO 5G δίκτυα. Συγκεκριμένα, εξετάζονται αλγόριθμοι όπως οι ενισχυτικές μαθησιακές μέθοδοι (Reinforcement Learning), τα νευρωνικά δίκτυα και οι μέθοδοι επιβλεπόμενης και μη επιβλεπόμενης μάθησης για την αντιμετώπιση προβλημάτων όπως η δυναμική κατανομή φάσματος, η διαχείριση ισχύος και η ελαχιστοποίηση παρεμβολών. Οι τεχνικές αυτές αξιολογούνται μέσω προσομοιώσεων στην Python, με στόχο τη βελτίωση της απόδοσης του δικτύου σε πραγματικές συνθήκες. Η εργασία επιδιώκει να προτείνει νέες προσεγγίσεις που συνδυάζουν την ισχύ της μηχανικής μάθησης με τις τεχνολογίες 5G δικτύων, ενισχύοντας τη συνολική απόδοση των δικτύων και την ποιότητα της εμπειρίας του τελικού χρήστη.

**Λέξεις – κλειδιά:** Μηχανική Μάθηση, 5G, MIMO, ανάθεση πόρων, αλγόριθμοι βελτιστοποίησης.

**Abstract**

The increasing demand for data in modern wireless communications necessitates efficient management of available resources in 5G networks. Massive MIMO (Multiple Input Multiple Output) systems, which utilize a large number of antennas to enhance capacity and reliability, are a cornerstone of 5G technology. At the same time, the dynamic and complex nature of these networks makes resource allocation a computationally demanding task. This thesis explores and develops Machine Learning techniques to optimize resource allocation in 5G MIMO networks. Specifically, algorithms such as Reinforcement Learning, neural networks, and supervised and unsupervised learning methods are examined to address challenges like dynamic spectrum allocation, power management, and interference minimization. These techniques are evaluated through Python-based simulations, aiming to improve network performance under real-world conditions. The study aims to propose innovative approaches that combine the power of Machine Learning with 5G network technologies, enhancing overall network efficiency and the quality of the end-user experience.

**Keywords:** Machine Learning, 5G, MIMO, resource allocation, optimization algorithms.

# ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

Πίνακας περιεχομένων

[**Περίληψη** 1](#_Toc202451039)

[**Abstract** 2](#_Toc202451040)

[ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ 3](#_Toc202451041)

[1. Εισαγωγή 5](#_Toc202451042)

[1.1 Σημασία και περιγραφή του προβλήματος ανάθεσης πόρων σε 5g δίκτυα 5](#_Toc202451043)

[1.2 Διάρθρωση του κειμένου της διπλωματικής εργασίας 8](#_Toc202451044)

[2. Θεωρητικό υπόβαθρο 10](#_Toc202451045)

[2.1 Εισαγωγή στα 5g Δίκτυα 10](#_Toc202451046)

[2.2 Τεχνολογία MIMO: Βασικές αρχές και χαρακτηριστικά 14](#_Toc202451047)

[2.3 Προκλήσεις στην ανάθεση πόρων σε δίκτυα ΜΙΜΟ 17](#_Toc202451048)

[2.4 Εφαρμογές μηχανικής μάθησης στα 5g δίκτυα 21](#_Toc202451049)

[3. Εργαλεία και περιβάλλον υλοποίησης 25](#_Toc202451050)

[3.1 Αναγκαιότητα προσομοίωσης καναλιών 5G MIMO για βελτιστοποίηση πόρων 25](#_Toc202451051)

[3.2 MATLAB: Εργαλεία για μοντελοποίηση και προσομοίωση 30](#_Toc202451052)

[3.3 Συνδυασμός DeepMIMO και MATLAB: Ροή δεδομένων 38](#_Toc202451053)

[4. Προτεινόμενη προσέγγιση και υλοποίηση 41](#_Toc202451054)

[4.1 Δημιουργία δεδομένων καναλιού με το DeepMIMO 41](#_Toc202451055)

[4.2 Ανάπτυξη του μοντέλου της μηχανικής μάθησης στη MATLAB 46](#_Toc202451056)

[4.3 Δυναμική και Προσαρμοστική Κατανομή Πόρων 53](#_Toc202451057)

[5. Αποτελέσματα και ανάλυση 55](#_Toc202451058)

[5.1 Παρουσίαση των πειραματικών αποτελεσμάτων για ανάθεση πόρων 55](#_Toc202451059)

[5.2 Ανάλυση απόδοσης του μοντέλου της μηχανικής μάθησης 73](#_Toc202451060)

[5.3 Επίδραση παραμέτρων στη βελτίωση της φασματικής αποδοτικότητας 75](#_Toc202451061)

[5.4 Σύγκριση με παραδοσιακές μεθόδους ανάθεσης πόρων 78](#_Toc202451062)

[6. Συμπεράσματα και μελλοντική εργασία 81](#_Toc202451063)

[6.1 Σύνοψη ευρημάτων της διπλωματικής εργασίας 81](#_Toc202451064)

[6.2 Συνεισφορά της εργασίας στη βελτίωση της ανάθεσης πόρων 83](#_Toc202451065)

[6.3 Μελλοντικές επεκτάσεις: Νέα datasets ή άλλες παραμετροποιήσεις στο DeepMIMO 85](#_Toc202451066)

[Βιβλιογραφία- Αναφορές 88](#_Toc202451067)

[Πηγές 88](#_Toc202451068)

[Λίστα σχημάτων 91](#_Toc202451069)

[Παράρτημα(Κώδικας Matlab) 92](#_Toc202451070)

# 1. Εισαγωγή

### 1.1 Σημασία και περιγραφή του προβλήματος ανάθεσης πόρων σε 5g δίκτυα

Η ανάθεση πόρων στα δίκτυα ΜΙΜΟ 5G αποτελεί σημαντικό ζήτημα για την αποδοτική λειτουργία των σύγχρονων ασύρματων επικοινωνιών. Τα 5G δίκτυα σχεδιάστηκαν να υποστηρίξουν την αυξανόμενη ζήτηση για υψηλές ταχύτητες, χαμηλή καθυστέρηση και μαζική σύνδεση συσκευών, όπως Internet of Things (IoT) αισθητήρες και εφαρμογές εικονικής πραγματικότητας. Σε αυτό το πλαίσιο, η κατανομή πόρων, όπως το εύρος ζώνης, η ισχύς εκπομπής και τα χαρακτηριστικά καναλιού, πρέπει να γίνεται με τρόπο που να μεγιστοποιεί την απόδοση του δικτύου και να ικανοποιεί τις ποικίλες απαιτήσεις των χρηστών. Ο σκοπός των 5G δικτύων είναι η εξισορρόπηση της χωρητικότητας, της ποιότητας υπηρεσίας (Quality of Service, QoS), δηλαδή το επίπεδο ικανοποίησης των χρηστών από την παρεχόμενη υπηρεσία, και της ανθεκτικότητας του συστήματος, κάτι που αποτελεί πρόκληση σε ένα δυναμικό και πολύπλοκο περιβάλλον, όπως αυτό των 5G δικτύων.

Οι τεχνικές μηχανικής μάθησης (Machine Learning-ML), ένα πεδίο της τεχνητής νοημοσύνης που βασίζεται στην εκπαίδευση μοντέλων μέσω δεδομένων, έχουν αναδειχθεί ως μια χρήσιμη προσέγγιση για την ανάθεση πόρων, προσφέροντας νέες δυνατότητες που υπερβαίνουν τους περιορισμούς των κλασικών μεθόδων. Οι τεχνικές μηχανικής μάθησης έχουν καθιερωθεί ως κεντρικό εργαλείο για την ανάθεση πόρων σε 5G δίκτυα, αξιοποιώντας δεδομένα δικτύου όπως θέσεις χρηστών, απαιτήσεις εύρους ζώνης και χαρακτηριστικά καναλιού, και επιτρέποντας τη δυναμική βελτιστοποίηση σε πραγματικό χρόνο. Με τη χρήση δεδομένων που προέρχονται από το περιβάλλον του δικτύου, όπως οι θέσεις των χρηστών, οι απαιτήσεις εύρους ζώνης και τα χαρακτηριστικά του καναλιού, τα μοντέλα μηχανικής μάθησης μπορούν να "μάθουν" τη δυναμική του συστήματος και να προσαρμόζουν τις αποφάσεις τους σε πραγματικό χρόνο. Η εκμάθηση αυτή επιτρέπει την καλύτερη αντιμετώπιση σύνθετων προβλημάτων, όπως η μείωση των παρεμβολών, η εξοικονόμηση ενέργειας και η βελτίωση της ποιότητας υπηρεσιών, ακόμη και σε περιβάλλοντα με υψηλή μεταβλητότητα.

Επιπλέον, τα μοντέλα μηχανικής μάθησης αξιοποιούν την τεράστια ποσότητα δεδομένων που παράγεται από τα 5G δίκτυα, όπως πληροφορίες από αισθητήρες και συσκευές χρηστών, για τη λήψη βέλτιστων αποφάσεων. Αυτές οι αποφάσεις αφορούν τη δυναμική κατανομή πόρων, τη διαχείριση της συμφόρησης, τη βελτιστοποίηση της ενεργειακής απόδοσης και την ανίχνευση παρεμβολών ή κυβερνοαπειλών. Με τη συνεχή ανάλυση δεδομένων, τα 5G δίκτυα προσαρμόζονται σε πραγματικό χρόνο, βελτιώνοντας την ποιότητα υπηρεσίας , την ασφάλεια και τη συνολική αποδοτικότητά τους. Χρησιμοποιώντας τα νευρωνικά δίκτυα και τις τεχνικές ενισχυτικής μάθησης (reinforcement learning), η μηχανική μάθηση επιτρέπει την ανάπτυξη λύσεων που είναι προσαρμόσιμες και αποδοτικές. Με τις λύσεις αυτές, αξιοποιώντας τη μηχανική μάθηση όχι μόνο μπορούμε να βελτιώσουμε την απόδοση και τη λειτουργικότητα των δικτύων ΜΙΜΟ 5G, αλλά και να δημιουργήσουμε τις βάσεις για την υποστήριξη των μελλοντικών εξελίξεων στα ασύρματα δίκτυα.

Η αυξανόμενη ζήτηση για υψηλούς ρυθμούς μετάδοσης δεδομένων, σε συνδυασμό με την εξάπλωση των συνδεδεμένων συσκευών και την πολυπλοκότητα των ασύρματων καναλιών, καθιστούν επιτακτική την ανάγκη ανάπτυξης αποτελεσματικών στρατηγικών διαχείρισης πόρων. Επιπλέον, η παρεμβολή μεταξύ πολλαπλών χρηστών και οι γρήγορες διακυμάνσεις στο κανάλι λόγω φαινομένων όπως η πολυδιαδρομική εξασθένηση (multipath fading), δυσχεραίνουν την αποτελεσματική ανάθεση πόρων, καθιστώντας απαραίτητες τις έξυπνες στρατηγικές διαχείρισης. Οι προκλήσεις πολλαπλασιάζονται περαιτέρω στα συστήματα Massive MIMO, όπου χρησιμοποιούνται εκατοντάδες κεραίες για την εξυπηρέτηση μεγάλου αριθμού χρηστών, απαιτώντας εξελιγμένες μεθόδους κατανομής πόρων.

Παραδοσιακές τεχνικές ανάθεσης πόρων, όπως η στατική κατανομή φάσματος και η προκαθορισμένη διαχείριση ισχύος, συχνά αποτυγχάνουν να προσαρμοστούν στις δυναμικές συνθήκες του δικτύου, οδηγώντας σε μη βέλτιστη χρήση των διαθέσιμων πόρων. Για παράδειγμα, μια στατική πολιτική κατανομής φάσματος δεν μπορεί να ανταποκριθεί στις ραγδαίες μεταβολές της κίνησης στο δίκτυο, με αποτέλεσμα τη σπατάλη φασματικών πόρων ή τη δημιουργία συμφορήσεων. Αντίθετα, η ενσωμάτωση τεχνικών μηχανικής μάθησης επιτρέπει την ανάπτυξη προσαρμοστικών αλγορίθμων που μπορούν να μάθουν από τα δεδομένα του δικτύου και να προβλέψουν τις μελλοντικές ανάγκες, βελτιώνοντας την απόδοση της ανάθεσης πόρων. Η υιοθέτηση τεχνικών όπως η ενισχυτική μάθηση και οι μέθοδοι βασισμένες στη θεωρία παιγνίων επιτρέπουν την πιο ευέλικτη και αποδοτική ανάθεση πόρων, μειώνοντας την παρεμβολή και βελτιώνοντας τη συνολική απόδοση του δικτύου [1].

Σημαντική είναι η συμβολή της τεχνητής νοημοσύνης στη διαχείριση των δικτύων 5G και 6G, όπως καταδεικνύεται από το ευρωπαϊκό ερευνητικό έργο MonB5G, στο οποίο συμμετέχει ο όμιλος ΟΤΕ [2]. Το έργο αυτό αξιοποιεί τεχνικές AI για την αυτόνομη λειτουργία και ενορχήστρωση ενός μεγάλου αριθμού «τεμαχίων» δικτυακής υποδομής (network slices), επιτρέποντας στα δίκτυα να αυτο-διαμορφώνονται, να αυτο-παρακολουθούνται, να αυτο-θεραπεύονται και να αυτο-βελτιστοποιούνται χωρίς την ανάγκη ανθρώπινης παρέμβασης. Αυτό εξασφαλίζει την απρόσκοπτη λειτουργία απαιτητικών εφαρμογών, όπως αυτές των έξυπνων πόλεων και της τηλεϊατρικής, που απαιτούν υψηλή χωρητικότητα και μηδενική καθυστέρηση. Ένα επιπλέον παράδειγμα εφαρμογής διαχωρισμού δικτύου, βασισμένου στην τεχνητή νοημοσύνη, είναι η Huawei, η οποία έχει αναπτύξει αλγορίθμους τεχνητής νοημοσύνης για τη δυναμική διαχείριση των slices, εξασφαλίζοντας τη βέλτιστη εκμετάλλευση των διαθέσιμων πόρων ανάλογα με τις ανάγκες των χρηστών [3].

Επιπλέον, η εφαρμογή της μηχανικής μάθησης στα δίκτυα επικοινωνιών, με έμφαση στα 5G και τα οπτικά δίκτυα, έχει αναδειχθεί ως καθοριστικός παράγοντας για τη βελτίωση της απόδοσης [4]. Η μηχανική μάθηση επηρεάζει την επίλυση σύγχρονων προβλημάτων σε αυτά τα δίκτυα, αναπτύσσοντας σκοπούς, δυνατότητες, υπηρεσίες, προκλήσεις και επιδόσεις των εκάστοτε δικτύων επικοινωνίας.

Συνοψίζοντας, η εφαρμογή τεχνικών μηχανικής μάθησης και τεχνητής νοημοσύνης στην ανάθεση πόρων των δικτύων Massive MIMO 5G προσφέρει σημαντικά πλεονεκτήματα, επιτρέποντας την προσαρμοστική και αποδοτική διαχείριση των πόρων, με στόχο τη βελτιστοποίηση της ποιότητας των υπηρεσιών και της συνολικής απόδοσης του δικτύου. Με την έλευση των δικτύων 6G, οι τεχνικές μηχανικής μάθησης αναμένεται να αποκτήσουν ακόμα μεγαλύτερο ρόλο, Αξιοποιώντας την υπολογιστική στο άκρο του δικτύου για την κατανεμημένη ανάθεση πόρων και την ελαχιστοποίηση της καθυστέρησης [5].

### 1.2 Διάρθρωση του κειμένου της διπλωματικής εργασίας

Η παρούσα διπλωματική εργασία αποτελείται από έξι κεφάλαια, τα οποία καλύπτουν το θεωρητικό υπόβαθρο των τεχνικών μηχανικής μάθησης για την ανάθεση πόρων σε δίκτυα MIMO 5G, την υλοποίηση της προσομοίωσης καναλιών με χρήση του DeepMIMO, την ανάπτυξη αλγορίθμων βελτιστοποίησης, την ανάλυση των αποτελεσμάτων, καθώς και τα συμπεράσματα και τις προτάσεις για μελλοντική έρευνα.

Το **πρώτο κεφάλαιο** αποτελεί εισαγωγή στο πρόβλημα που εξετάζεται: πώς μπορούμε να διαχειριστούμε πιο έξυπνα τους διαθέσιμους πόρους στα σύγχρονα ασύρματα 5G δίκτυα. Όταν μιλάμε για πόρους, εννοούμε στοιχεία όπως το διαθέσιμο εύρος ζώνης και η ισχύς του σήματος, που επηρεάζουν άμεσα την ποιότητα της επικοινωνίας. Εδώ, εξηγούμε επίσης τη σημασία της τεχνολογίας **MIMO**, η οποία χρησιμοποιεί πολλές κεραίες για καλύτερη απόδοση και τον λόγο όπου η διαχείρισή της είναι μια πρόκληση.

Στο **δεύτερο κεφάλαιο**, εστιάζουμε στις τεχνολογίες που στηρίζουν αυτή την εργασία. Αρχικά, παρουσιάζονται τα βασικά χαρακτηριστικά των 5G δικτύων και οι δυσκολίες στη διαχείριση των πόρων τους. Έπειτα, γίνεται μια εισαγωγή στη **μηχανική μάθηση**, δηλαδή σε έξυπνους αλγορίθμους που βοηθούν το δίκτυο να «μαθαίνει» από τα δεδομένα και να παίρνει καλύτερες αποφάσεις μόνο του, χωρίς ανθρώπινη παρέμβαση.

Το **τρίτο κεφάλαιο** επικεντρώνεται στα εργαλεία που χρησιμοποιούνται για να δοκιμαστούν και να αξιολογηθούν οι προτεινόμενες λύσεις. Εδώ, βασικό ρόλο παίζει το **DeepMIMO** (Deep learning + MIMO), μια πλατφόρμα που χρησιμοποιούμε και δημιουργεί συνθήκες προσομοίωσης ενός πραγματικού δικτύου, επιτρέποντάς μας να δοκιμάσουμε τις τεχνικές μας σε ασφαλές περιβάλλον. Παράλληλα, χρησιμοποιούμε τη **MATLAB** (MATrix LABoratory), ένα λογισμικό που μας βοηθά να αναπτύξουμε, να εκπαιδεύσουμε και να αξιολογήσουμε τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης.

Στο **τέταρτο κεφάλαιο**, παρουσιάζεται η προσέγγιση που ακολουθήσαμε. Περιγράφεται η διαδικασία με την οποία δημιουργούμε τα δεδομένα, πώς «εκπαιδεύουμε» τον αλγόριθμο και πώς τελικά δοκιμάζουμε αν μπορεί να διαχειριστεί αποτελεσματικά τους διαθέσιμους πόρους στα 5G δίκτυα.

Το **πέμπτο κεφάλαιο** είναι αφιερωμένο στα αποτελέσματα. Βλέπουμε αν και πώς βελτιώθηκε η απόδοση του δικτύου, συγκρίνοντας τη δική μας μέθοδο που βασίζεται στην αξιοποίηση της μηχανικής μάθησης με πιο παραδοσιακές τεχνικές όπως Round-Robin και η τυχαία κατανομή. Μετράμε παραμέτρους όπως η ταχύτητα, η αξιοπιστία και η αποδοτικότητα του δικτύου, ώστε να βγάλουμε χρήσιμα συμπεράσματα.

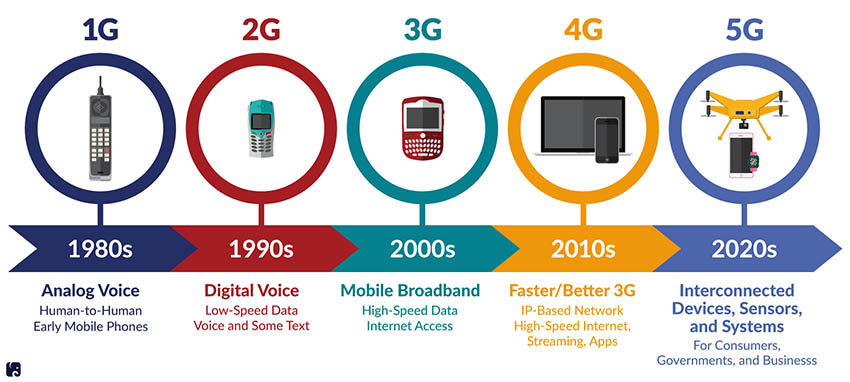
Τέλος, στο **έκτο κεφάλαιο**, κάνουμε μια ανασκόπηση των βασικών ευρημάτων και προτείνουμε ιδέες για μελλοντικές βελτιώσεις. Συζητάμε, για παράδειγμα, το ενδεχόμενο να χρησιμοποιήσουμε ακόμα πιο ρεαλιστικά δεδομένα ή να δοκιμάσουμε την προσέγγισή μας σε πραγματικά 5G δίκτυα.

# 2. Θεωρητικό υπόβαθρο

### 2.1 Εισαγωγή στα 5g Δίκτυα

Η πέμπτη γενιά δικτύων κινητής τηλεφωνίας, γνωστή ως 5G, αντιπροσωπεύει ένα τεχνολογικό άλμα με τη δυνατότητα σημαντικών βελτιώσεων στις τηλεπικοινωνίες και στις εφαρμογές που βασίζονται στη συνδεσιμότητα. Σε αντίθεση με τις προηγούμενες γενιές, που επικεντρώνονταν κυρίως στη βελτίωση της ταχύτητας και στην εξυπηρέτηση του ανθρώπινου χρήστη, η τεχνολογία 5G σχεδιάστηκε για να υποστηρίξει έναν κόσμο όπου ο αριθμός των διασυνδεδεμένων συσκευών ξεπερνά κατά πολύ τον αριθμό των ανθρώπων. Η ανάπτυξή του εντάσσεται σε ένα ευρύτερο πλαίσιο τεχνολογικών εξελίξεων που περιλαμβάνει την εξάπλωση του IoT, τη χρήση της τεχνητής νοημοσύνης (AI) σε διάφορους τομείς, καθώς και την ανάγκη για πιο αποδοτικές, αξιόπιστες και ευέλικτες επικοινωνίες. Αυτές οι ανάγκες έχουν ωθήσει στη δημιουργία ενός δικτύου που δεν είναι μόνο ταχύτερο, αλλά και εξυπνότερο, πιο προσαρμόσιμο και πιο αποδοτικό [6].

Η ιστορία των κινητών δικτύων ξεκινά από τη δεκαετία του 1980, όταν εισήχθησαν τα πρώτα αναλογικά δίκτυα κινητής τηλεφωνίας (1G), τα οποία αν και έφεραν επανάσταση στην ασύρματη επικοινωνία, παρουσίαζαν περιορισμένη ποιότητα και αξιοπιστία. Με την έλευση του 2G στις αρχές της δεκαετίας του 1990, η μετάβαση από το αναλογικό στο ψηφιακό σήμα επέτρεψε την αποστολή γραπτών μηνυμάτων και βελτίωσε την ποιότητα των κλήσεων. Το 3G, που εμφανίστηκε στις αρχές της δεκαετίας του 2000, εισήγαγε τη δυνατότητα πρόσβασης στο διαδίκτυο μέσω κινητών συσκευών, αν και με σχετικά χαμηλές ταχύτητες. Η μεγαλύτερη αλλαγή ήρθε με το 4G LTE, το οποίο έφερε τεράστια αύξηση στην ταχύτητα μεταφοράς δεδομένων, καθιστώντας εφικτές εφαρμογές όπως το video streaming, το mobile gaming και η τηλεδιάσκεψη σε υψηλή ανάλυση. Η τεχνολογία 5G δεν αποτελεί απλώς την επόμενη αναβάθμιση, αλλά έναν πλήρη επανασχεδιασμό του τρόπου με τον οποίο τα δίκτυα κινητής τηλεφωνίας διαχειρίζονται τη μετάδοση δεδομένων και την κατανομή των πόρων τους, επιτρέποντας εξαιρετικά χαμηλή καθυστέρηση, τεράστια χωρητικότητα και πιο εξειδικευμένες υπηρεσίες μέσα από την τεχνολογία τμηματοποίησης δικτύου (Network Slicing) [7].



Σχήμα 1: Η εξέλιξη των γενιών κινητής τηλεφωνίας (1G έως 5G) [1]

Ένα από τα βασικά πλεονεκτήματα της τεχνολογίας 5G είναι οι υψηλές ταχύτητες μετάδοσης δεδομένων, οι οποίες μπορούν να φτάσουν έως και 10 Gbps, καθιστώντας το δίκτυο έως και 100 φορές ταχύτερο από το 4G. Αυτό σημαίνει ότι η λήψη και αποστολή αρχείων μεγάλου όγκου μπορεί να γίνεται σχεδόν άμεσα, ενώ καθίσταται εφικτή η απρόσκοπτη λειτουργία απαιτητικών εφαρμογών, όπως η εικονική (VR- Virtual Reality) και επαυξημένη πραγματικότητα (AR- Augmented Reality), οι οποίες απαιτούν υψηλό εύρος ζώνης και αδιάλειπτη σύνδεση. Εκτός από την ταχύτητα, η τεχνολογία 5G χαρακτηρίζεται από εξαιρετικά χαμηλή καθυστέρηση (latency), η οποία μπορεί να φτάσει κάτω από το 1 millisecond, επιτρέποντας εφαρμογές που απαιτούν σχεδόν άμεση απόκριση, όπως η επικοινωνία αυτόνομων οχημάτων και η απομακρυσμένη ρομποτική χειρουργική. Παράλληλα, η τεράστια χωρητικότητα του δικτύου επιτρέπει τη σύνδεση έως και ενός εκατομμυρίου συσκευών ανά τετραγωνικό χιλιόμετρο, κάτι που το καθιστά ιδανικό για την ανάπτυξη έξυπνων πόλεων και βιομηχανικών IoT εφαρμογών, όπου αισθητήρες και μηχανές πρέπει να επικοινωνούν σε πραγματικό χρόνο [8].

Για να επιτύχει αυτές τις βελτιώσεις, η τεχνολογία 5G βασίζεται σε νέες τεχνολογίες και υποδομές. Μια από τις βασικές καινοτομίες είναι η χρήση των millimeter waves (mmWave), οι οποίες αξιοποιούν υψηλές συχνότητες (30-300 GHz) για να αυξήσουν τη φασματική αποδοτικότητα και να μειώσουν τη συμφόρηση του δικτύου. Ως φασματική αποδοτικότητα ορίζουμε το πόσα δεδομένα μπορούν να μεταδοθούν μέσα από ένα συγκεκριμένο εύρος συχνοτήτων, συνήθως σε bits ανά δευτερόλεπτο ανά Hertz (bps/Hz). Όσο υψηλότερη είναι, τόσο πιο αποδοτικά χρησιμοποιείται το διαθέσιμο ραδιοφάσμα, χωρίς να απαιτείται επιπλέον φάσμα ή περισσότερη ισχύ εκπομπής. Ωστόσο, το βασικό μειονέκτημα αυτών των συχνοτήτων είναι η περιορισμένη εμβέλειά τους και η δυσκολία διείσδυσης μέσα από εμπόδια όπως κτίρια ή δέντρα. Για την αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος, η τεχνολογία 5G χρησιμοποιεί μικροκυψέλες (Small Cells), δηλαδή μικρούς σταθμούς βάσης που τοποθετούνται πυκνά σε αστικές περιοχές για να ενισχύσουν την κάλυψη του σήματος. Επιπλέον, αξιοποιείται η τεχνολογία Massive MIMO, η οποία χρησιμοποιεί εκατοντάδες κεραίες σε κάθε σταθμό βάσης για να βελτιώσει την ποιότητα του σήματος και να αυξήσει τη συνολική χωρητικότητα του δικτύου, ενώ η τεχνική κατευθυντικής διαμόρφωσης σήματος (Beamforming) επιτρέπει την στοχευμένη κατεύθυνση του σήματος προς τον χρήστη, μειώνοντας τις παρεμβολές και αυξάνοντας την αποτελεσματικότητα της μετάδοσης [9].

Μια ακόμη σημαντική τεχνολογική καινοτομία της τεχνολογίας 5G είναι η τμηματοποίηση δικτύου (Network Slicing), το οποίο επιτρέπει τη δημιουργία εικονικών υποδικτύων μέσα στο ίδιο φυσικό δίκτυο. Αυτή η δυνατότητα επιτρέπει την προσαρμογή του δικτύου στις ανάγκες διαφορετικών εφαρμογών, με αποτέλεσμα να μπορεί να παρέχει εξαιρετικά χαμηλή καθυστέρηση για κρίσιμες εφαρμογές όπως ο τηλεχειρισμός ρομποτικών συστημάτων, η ζωντανή μετάδοση υψηλής ευκρίνειας και ο έλεγχος βιομηχανικών αισθητήρων σε πραγματικό χρόνο, ενώ ταυτόχρονα να εξυπηρετεί υπηρεσίες που απαιτούν μεγάλο εύρος ζώνης, όπως το video streaming. Παρόλο που η τεχνολογία 5G προσφέρει αυξημένες δυνατότητες, η εφαρμογή του συνοδεύεται από σημαντικές προκλήσεις. Η ανάπτυξη των απαραίτητων υποδομών έχει υψηλό κόστος, με αποτέλεσμα η κάλυψη απομακρυσμένων περιοχών να καθίσταται οικονομικά μη βιώσιμη. Επιπλέον, η αυξημένη συνδεσιμότητα δημιουργεί νέες προκλήσεις για την ασφάλεια, καθώς οι περισσότερες συσκευές στο δίκτυο σημαίνουν και περισσότερες πιθανές επιθέσεις από κακόβουλους παράγοντες. Παράλληλα, η αυξημένη κατανάλωση ενέργειας λόγω της χρήσης περισσότερων κεραιών και σταθμών βάσης απαιτεί εξελιγμένες λύσεις για τη βελτιστοποίηση της ενεργειακής αποδοτικότητας [10]. Μια ακόμη σημαντική πρόκληση είναι η υποδομή backhaul και fronthaul: το backhaul αφορά τη σύνδεση των σταθμών βάσης με τον κορμό του δικτύου (π.χ. οπτικές ίνες ή ζεύξεις μικροκυμάτων), ενώ το fronthaul είναι η «γέφυρα» μεταξύ των ραδιομονάδων (Remote Radio Heads) και των κεντρικών μονάδων επεξεργασίας σήματος (Baseband Units). Για να υποστηρίξει την τεχνολογία 5G, το υψηλό throughput και τις χαμηλές καθυστερήσεις, απαιτείται μια αξιόπιστη, υψηλής χωρητικότητας υποδομή, γεγονός που αυξάνει σημαντικά την πολυπλοκότητα και το κόστος σχεδίασης και υλοποίησης.

Η τεχνολογία 5G δεν αποτελεί απλώς μια εξέλιξη της κινητής τηλεφωνίας, αλλά ένα πλήρες οικοσύστημα που ανοίγει νέες προοπτικές για την κοινωνία και την οικονομία. Με τις δυνατότητές του να αλλάζουν τον τρόπο που επικοινωνούμε, εργαζόμαστε και ζούμε, η τεχνολογία 5G θεωρείται η τεχνολογία που θα καθορίσει το μέλλον της ψηφιακής συνδεσιμότητας. Καθώς η τεχνολογία συνεχίζει να εξελίσσεται, η μετάβαση στο 6G αναμένεται να φέρει ακόμη πιο καινοτόμες εφαρμογές, ενσωματώνοντας τεχνητή νοημοσύνη και προηγμένες τεχνικές μηχανικής μάθησης για τη δημιουργία ενός πλήρως αυτοματοποιημένου και έξυπνου δικτύου [11].

Εικόνα που περιέχει κείμενο, γραμματοσειρά, στιγμιότυπο οθόνης

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από τεχνολογία AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

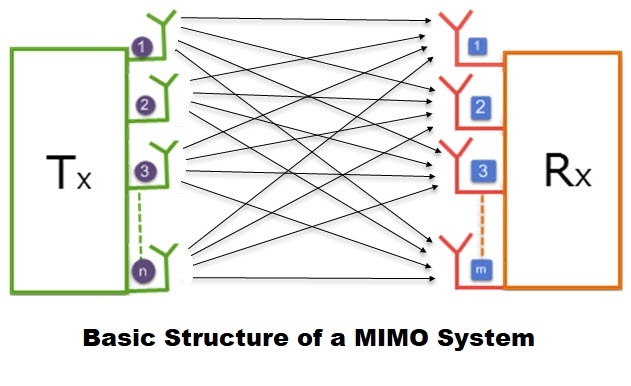
Σχήμα 2: Τα βασικά χαρακτηριστικά του δικτύου 5G [2]

### 2.2 Τεχνολογία MIMO: Βασικές αρχές και χαρακτηριστικά

Η τεχνολογία MIMO αποτελεί έναν από τους βασικούς πυλώνες της σύγχρονης ασύρματης επικοινωνίας και διαδραματίζει καθοριστικό ρόλο στην εξέλιξη των 5G δικτύων [12]. Η βασική αρχή λειτουργίας της στηρίζεται στη χρήση πολλαπλών κεραιών τόσο στον πομπό όσο και στον δέκτη, εκμεταλλευόμενη την πολυδιαδρομική διάδοση του σήματος. Αυτό σημαίνει ότι το ίδιο σήμα φτάνει στον δέκτη μέσω διαφορετικών διαδρομών, λόγω ανακλάσεων, σκέδασης και διαθλάσεων, φαινόμενο που σε παλαιότερες τεχνολογίες, όπως το SISO (Single Input Single Output), θεωρούνταν προβληματικό, καθώς προκαλούσε παρεμβολές και υποβάθμιση της ποιότητας του σήματος [13]. Ωστόσο, η τεχνολογία MIMO μετατρέπει αυτό το φαινόμενο σε πλεονέκτημα, επιτρέποντας τη μετάδοση ανεξάρτητων ροών δεδομένων (spatial streams), γεγονός που βελτιώνει τη συνολική απόδοση του συστήματος και αυξάνει τη φασματική αποδοτικότητα.

Η σημασία της MIMO στα 5G δίκτυα είναι τεράστια, καθώς συμβάλλει στην επίτευξη εξαιρετικά υψηλών ταχυτήτων μετάδοσης δεδομένων, που φτάνουν την κλίμακα των Gbps, στη μείωση της καθυστέρησης και στην υποστήριξη ενός τεράστιου αριθμού συσκευών, όπως αυτές που χρησιμοποιούνται στο IoT. Το κύριο πλεονέκτημα της τεχνολογίας αυτής είναι ότι αυξάνει τη φασματική αποδοτικότητα και τη χωρητικότητα του δικτύου χωρίς να απαιτεί επιπλέον φάσμα ή περισσότερη ισχύ εκπομπής [14]. Η φασματική αποδοτικότητα αναφέρεται στο πόσα δεδομένα μπορούν να μεταδοθούν μέσα από ένα συγκεκριμένο εύρος συχνοτήτων και εκφράζεται σε bits ανά δευτερόλεπτο ανά Hertz (bps/Hz). Όσο υψηλότερη είναι αυτή η τιμή, τόσο πιο αποτελεσματικά χρησιμοποιείται το διαθέσιμο ραδιοφάσμα. Αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό στα σύγχρονα δίκτυα, όπου το φάσμα αποτελεί έναν περιορισμένο και πολύτιμο πόρο.

Η MIMO τεχνολογία λειτουργεί μεταδίδοντας και λαμβάνοντας δεδομένα ταυτόχρονα από πολλαπλές κεραίες. Οι κεραίες αυτές μπορούν είτε να λειτουργούν ανεξάρτητα είτε συνεργατικά, ανάλογα με την τεχνική που χρησιμοποιείται. Σε επίπεδο φυσικού επιπέδου (physical layer), η τεχνολογία MIMO αξιοποιεί τις διαφορετικές διαδρομές διάδοσης για τη μετάδοση πολλαπλών streams δεδομένων, τα οποία μπορεί είτε να περιέχουν διαφορετικές πληροφορίες, όπως στην περίπτωση της χωρικής πολυπλεξίας (spatial multiplexing), είτε να μεταφέρουν την ίδια πληροφορία, ώστε να αυξηθεί η αξιοπιστία της μετάδοσης μέσω του κέρδους διαφοροποίησης (diversity gain). Το κέρδος διαφοροποίησης αναφέρεται στη βελτίωση της ποιότητας και της αξιοπιστίας του σήματος, όταν χρησιμοποιούνται πολλαπλές κεραίες ή διαφορετικές διαδρομές διάδοσης για την αποφυγή απωλειών [15].



Σχήμα 3: Βασική δομή ενός MIMO συστήματος [3]

Για τη μετάδοση των δεδομένων, ο πομπός της τεχνολογίας MIMO διαχωρίζει τις πληροφορίες σε πολλαπλά streams, τα οποία αποστέλλονται μέσω των αντίστοιχων κεραιών, ενώ ο δέκτης χρησιμοποιεί προηγμένους αλγορίθμους επεξεργασίας σήματος για να ανασυνθέσει τα αρχικά δεδομένα, αναλύοντας την ισχύ, τη φάση και τον χρόνο άφιξης των σημάτων. Ανάλογα με τη διαχείριση των ροών δεδομένων, η τεχνολογία MIMO διακρίνεται σε τρεις βασικές κατηγορίες. Το Single-User MIMO (SU-MIMO) χρησιμοποιείται από μεμονωμένους χρήστες, επιτρέποντας τη μετάδοση πολλαπλών streams δεδομένων προς έναν δέκτη. Αυτή η τεχνική είναι ιδιαίτερα χρήσιμη για εφαρμογές που απαιτούν υψηλές ταχύτητες σύνδεσης, όπως η ροή βίντεο 4K και οι εφαρμογές εικονικής πραγματικότητας. Στο Multi-User MIMO (MU-MIMO), το σύστημα μπορεί να εξυπηρετήσει πολλούς χρήστες ταυτόχρονα, εκπέμποντας διαφορετικά streams δεδομένων προς κάθε χρήστη. Για να επιτευχθεί η βέλτιστη επικοινωνία, χρησιμοποιούνται τεχνικές κατευθυντικής διαμόρφωσης σήματος (Beamforming), μέσω των οποίων οι κεραίες κατευθύνουν το σήμα προς συγκεκριμένες κατευθύνσεις, μειώνοντας τις παρεμβολές και αυξάνοντας την αποδοτικότητα του δικτύου. Η πιο εξελιγμένη μορφή της MIMO τεχνολογίας είναι το Massive MIMO, όπου χρησιμοποιούνται δεκάδες ή ακόμα και εκατοντάδες κεραίες σε έναν σταθμό βάσης, επιτρέποντας την ταυτόχρονη εξυπηρέτηση μεγάλου αριθμού χρηστών. Αυτή η τεχνολογία είναι ιδιαίτερα αποδοτική σε αστικά περιβάλλοντα με υψηλή πυκνότητα συσκευών, αλλά η υλοποίησή της απαιτεί ισχυρούς υπολογιστικούς πόρους και προηγμένους αλγορίθμους διαχείρισης σήματος.

Τα πλεονεκτήματα της τεχνολογίας MIMO τεχνολογίας περιλαμβάνουν την αύξηση της φασματικής αποδοτικότητας, την καλύτερη αξιοπιστία του σήματος και τη χρήση κατευθυντικής διαμόρφωσης, η οποία μειώνει τις παρεμβολές και αυξάνει τη συνολική απόδοση του δικτύου. Ωστόσο, υπάρχουν και προκλήσεις που σχετίζονται με την υλοποίησή της. Η υπολογιστική πολυπλοκότητα είναι ένας από τους βασικούς περιορισμούς, καθώς η αποκωδικοποίηση πολλαπλών streams απαιτεί πολύπλοκους αλγορίθμους και σημαντικούς υπολογιστικούς πόρους. Επιπλέον, η αυξημένη κατανάλωση ενέργειας αποτελεί έναν ακόμη προβληματισμό, ειδικά σε Massive MIMO συστήματα, όπου οι πολλές κεραίες καταναλώνουν περισσότερη ισχύ, επηρεάζοντας ιδιαίτερα τις φορητές συσκευές. Επιπλέον, η φυσική υλοποίηση της τεχνολογίας σε περιβάλλοντα με περιορισμένο χώρο ή υψηλή συμφόρηση δικτύου μπορεί να παρουσιάσει σημαντικές προκλήσεις, όπως η εύρεση κατάλληλων σημείων για την τοποθέτηση κεραιών σε πυκνοκατοικημένες περιοχές, η επαρκής τροφοδοσία ρεύματος και ψύξης του εξοπλισμού και η διαχείριση παρεμβολών από γειτονικά κτίρια ή άλλες ασύρματες υπηρεσίες.

Η εξέλιξη της τεχνολογίας MIMO στο 5G είναι άμεσα συνδεδεμένη με άλλες καινοτόμες τεχνολογίες, όπως τα mmWave και η τμηματοποίηση δικτύου. Η συνδυασμένη χρήση αυτών των τεχνολογιών επιτρέπει τη δημιουργία ενός πιο αποδοτικού, ευέλικτου και ισχυρού δικτύου, που προσαρμόζεται στις απαιτήσεις κάθε εφαρμογής. Παράλληλα, η εξέλιξη των ασύρματων επικοινωνιών προς το 6G δίκτυο βασίζεται σε ακόμα πιο εξελιγμένες εκδοχές της τεχνολογίας MIMO, με στόχο την επίτευξη ταχυτήτων άνω των 100 Gbps και την ελαχιστοποίηση της καθυστέρησης.

Συνοψίζοντας, η τεχνολογία MIMO αποτελεί βασικό εργαλείο για τη βελτίωση της απόδοσης στα σύγχρονα ασύρματα δίκτυα, προσφέροντας ταχύτερες και πιο αξιόπιστες συνδέσεις. Η δυνατότητα αξιοποίησης της πολυδιαδρομικής διάδοσης του σήματος, που δίνεται μέσω της τεχνολογίας MIMO, συμβάλλει στην αποδοτικότερη χρήση του φάσματος και στη μείωση των παρεμβολών. Παρόλο που η υλοποίησή της παρουσιάζει προκλήσεις, όπως η υπολογιστική πολυπλοκότητα και οι απαιτήσεις σε επεξεργασία σήματος, η τεχνολογική πρόοδος επιτρέπει τη συνεχή βελτίωση και εφαρμογή της. Η υπολογιστική πολυπλοκότητα ενός αλγορίθμου εκφράζει με πόσο χρόνο και πόση μνήμη αυξάνεται η απαιτούμενη επεξεργαστική ισχύς καθώς μεγαλώνει το μέγεθος των δεδομένων εισόδου. Με τη ραγδαία ανάπτυξη των 5G δικτύων και τη σταδιακή μετάβαση στο 6G, η τεχνολογία MIMO θα συνεχίσει να διαδραματίζει κεντρικό ρόλο στη διαμόρφωση των μελλοντικών ασύρματων επικοινωνιών.

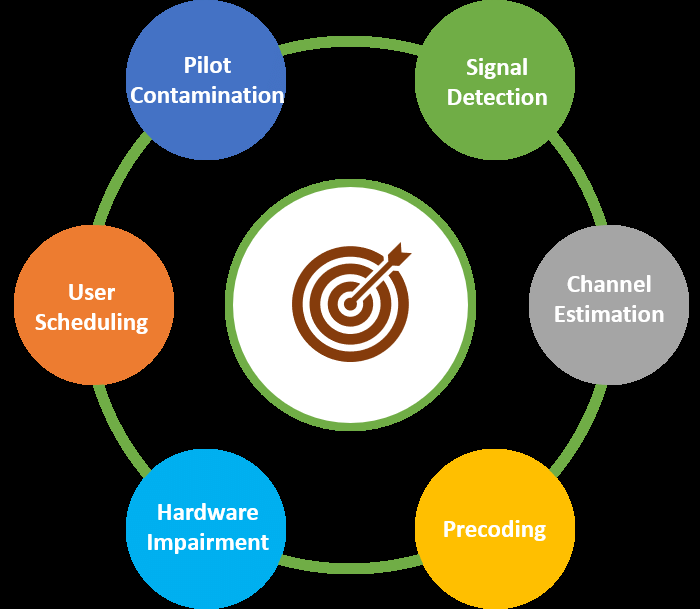
### 2.3 Προκλήσεις στην ανάθεση πόρων σε δίκτυα ΜΙΜΟ

Η τεχνολογία MIMO (Multiple Input Multiple Output) έχει θεωρηθεί ως μια από τις σημαντικότερες εξελίξεις στον τομέα των ασύρματων επικοινωνιών, επιτρέποντας την ταυτόχρονη μετάδοση και λήψη δεδομένων μέσω πολλαπλών κεραιών. Παρά τα πλεονεκτήματα που προσφέρει σε επίπεδο χωρητικότητας, δηλαδή την δυνατότητα του δικτύου να εξυπηρετεί μεγάλο όγκο δεδομένων, φασματικής αποδοτικότητας, δηλαδή το πόσα δεδομένα μπορούν να μεταδοθούν μέσα από ένα πεπερασμένο εύρος συχνοτήτων και ποιότητας υπηρεσίας (QoS), που αναφέρεται στον βαθμό ικανοποίησης των απαιτήσεων επικοινωνίας, η διαχείριση των διαθέσιμων πόρων σε ένα τέτοιο περιβάλλον είναι εξαιρετικά απαιτητική [16]. Αυτό οφείλεται στην ανάγκη για λήψη αποφάσεων σε πραγματικό χρόνο, στην ταυτόχρονη εξισορρόπηση throughput, καθυστέρησης, αξιοπιστίας κι ενεργειακής αποδοτικότητας, καθώς και στην υποστήριξη πολλαπλών υπηρεσιών με διαφορετικές απαιτήσεις QoS.

Η αυξανόμενη ζήτηση για υψηλούς ρυθμούς μετάδοσης δεδομένων, σε συνδυασμό με την εξάπλωση των συνδεδεμένων συσκευών (Internet of Things, smartphones, αισθητήρες) και την πολυπλοκότητα των ασύρματων καναλιών, καθιστούν επιτακτική την ανάγκη ανάπτυξης αποτελεσματικών στρατηγικών ανάθεσης πόρων [17]. Οι προκλήσεις πολλαπλασιάζονται περαιτέρω στα συστήματα Massive MIMO, όπου χρησιμοποιούνται εκατοντάδες κεραίες για την εξυπηρέτηση μεγάλου αριθμού χρηστών, καθώς και στα πολλαπλών χρηστών MIMO (Multi User-MIMO) δίκτυα, στα οποία απαιτείται προσεκτική διαχείριση της κατανομής φάσματος μεταξύ πολλών χρηστών ταυτόχρονα. Η σωστή ανάθεση των πόρων επηρεάζει άμεσα την απόδοση του δικτύου, την ποιότητα της εμπειρίας του τελικού χρήστη (QoE, Quality of Experience), που αφορά την πραγματική εμπειρία του χρήστη κατά τη χρήση των υπηρεσιών καθώς και την ενεργειακή αποδοτικότητα του συστήματος.

Δεδομένου ότι τα δίκτυα επόμενης γενιάς (5G και 6G) στηρίζονται σε μεγάλο βαθμό στην τεχνολογία MIMO, η αποτελεσματική διαχείριση των πόρων αποτελεί έναν από τους σημαντικότερους παράγοντες για τη βιώσιμη ανάπτυξή τους [18]. Για τη βέλτιστη απόδοση των MIMO συστημάτων, η ανάθεση πόρων βασίζεται σε μια σειρά παραμέτρων, οι οποίες καθορίζουν την αποδοτικότητα και τη σταθερότητα του δικτύου. Η κατανομή ισχύος μετάδοσης αποτελεί ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα της δυναμικής διαχείρισης πόρων, καθώς απαιτεί συνεχή προσαρμογή της ισχύος σε κάθε κεραία ή χρήστη με βάση τη θέση του χρήστη, την απόσταση από τον σταθμό βάσης και τις τρέχουσες συνθήκες του καναλιού επικοινωνίας. Επιπλέον, είναι κρίσιμο να ρυθμίζεται με ακρίβεια η ισχύς μετάδοσης, καθώς υπερβολικά υψηλά επίπεδα δημιουργούν παρεμβολές και υπερβολικά χαμηλά υποβαθμίζουν την ποιότητα υπηρεσίας. Εξίσου σημαντική είναι και η διαχείριση καναλιών συχνοτήτων, καθώς σε ένα περιβάλλον όπου οι ραδιοσυχνότητες αποτελούν περιορισμένο πόρο, η επιλογή των βέλτιστων καναλιών επικοινωνίας είναι πολύ χρήσιμη. Η ακατάλληλη κατανομή φάσματος μπορεί να οδηγήσει σε φαινόμενα συμφόρησης και αυξημένων παρεμβολών μεταξύ των χρηστών. Επιπλέον, ο χρονοπρογραμματισμός χρηστών, δηλαδή η στρατηγική επιλογή των συσκευών που θα λαμβάνουν πόρους σε κάθε χρονική στιγμή, απαιτεί προσαρμογή της διαχείρισης των χρηστών με βάση την ταχύτητα κίνησης, την προτεραιότητά τους και τις απαιτήσεις τους σε δεδομένα. Η κατανομή χωρικών ροών (spatial streams), η οποία αναφέρεται στη δυνατότητα της τεχνολογίας MIMO να μεταδίδει πολλαπλές ανεξάρτητες ροές δεδομένων, επιτρέπει την αύξηση του ρυθμού μετάδοσης, αλλά η σωστή διαχείρισή της είναι απαραίτητη για την αποφυγή παρεμβολών και τη διατήρηση της συνολικής ποιότητας του δικτύου.

Το σχήμα 4 παρουσιάζει τα βασικότερα προβλήματα που σχετίζονται με τη διαχείριση πόρων σε Massive MIMO δίκτυα. Οι έξι βασικές προκλήσεις που εμφανίζονται περιλαμβάνουν τη **μόλυνση πιλοτικών σημάτων (Pilot Contamination)**, την **ανίχνευση σήματος (Signal Detection)**, την **εκτίμηση καναλιού (Channel Estimation)**, την **προκωδικοποίηση (Precoding)**, την **κατανομή χρηστών (User Scheduling)** και τη **φυσική φθορά υλικού (Hardware Impairment)**. Κάθε μία από αυτές επηρεάζει άμεσα τη διαδικασία ανάθεσης πόρων και τη συνολική απόδοση του δικτύου.



**Σχήμα 4: Ορισμένες προκλήσεις των MIMO δικτύων [4]**

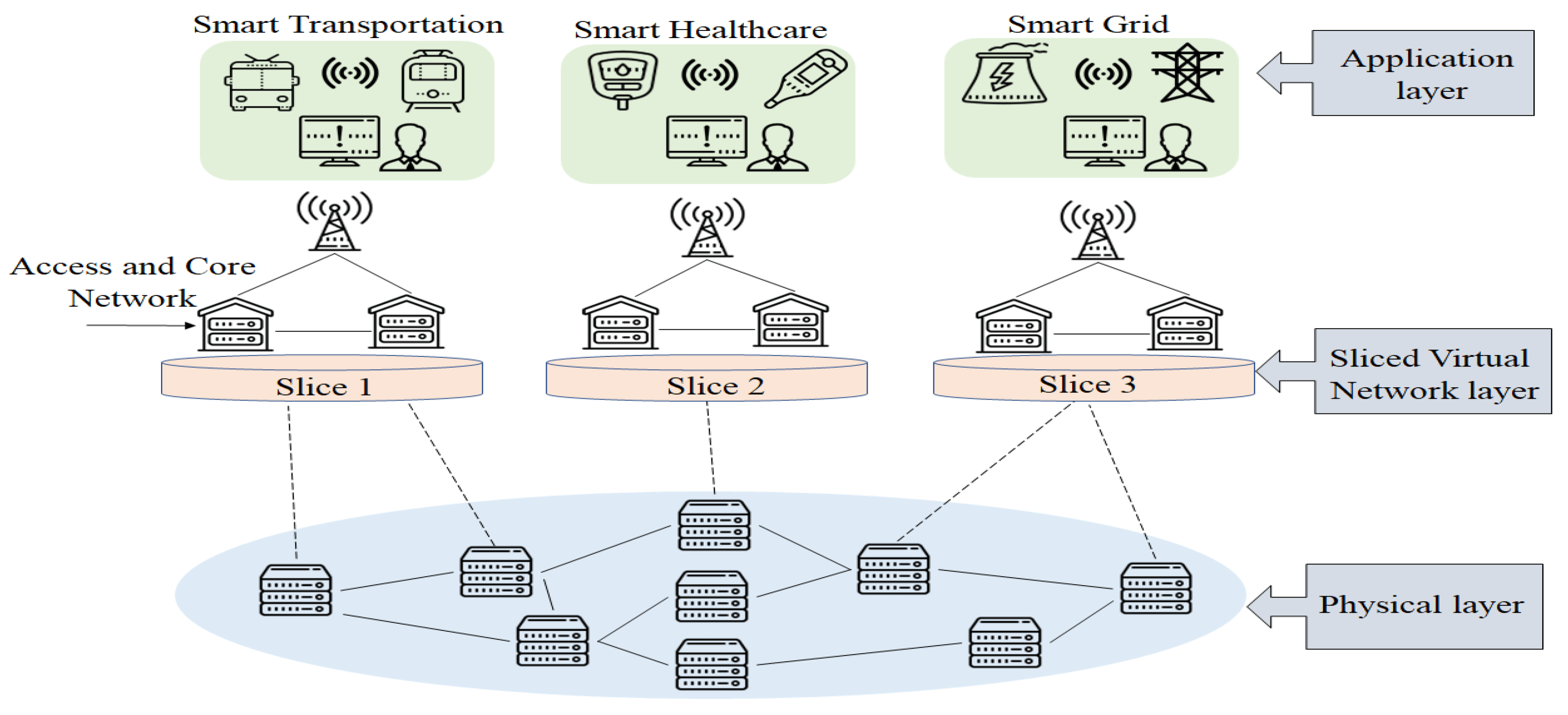
Η **εκτίμηση καναλιού (Channel Estimation)** είναι σημαντική για τη βέλτιστη λειτουργία των MIMO δικτύων, καθώς οι δυναμικές αλλαγές στο ασύρματο κανάλι απαιτούν ακριβείς υπολογισμούς για την κατανομή των πόρων. Η μόλυνση των σημάτων αναφοράς (pilot contamination) συμβαίνει όταν διαφορετικοί χρήστες ή σταθμοί βάσης χρησιμοποιούν επανειλημμένα τους ίδιους κωδικούς εκπαίδευσης, με αποτέλεσμα η εκτίμηση του καναλιού να γίνεται ανακριβής. Τα «ίδια πιλότα εκπαίδευσης» σημαίνει ότι δύο ή περισσότεροι σταθμοί βάσης (ή χρήστες) στέλνουν την ίδια προκαθορισμένη ακολουθία bit (το «πιλότο») ώστε ο δέκτης να μετρήσει τις ιδιότητες του καναλιού. Αυτό οδηγεί σε αλληλεπίδραση των σήματων, μειώνει την ακρίβεια της εκτίμησης του καναλιού και, κατ’ επέκταση, υποβαθμίζει τη συνολική απόδοση του συστήματος. Η **ανίχνευση σήματος (Signal Detection)** αποτελεί πρόκληση, καθώς η πολυδιαδρομική διάδοση και οι παρεμβολές μπορούν να αλλοιώσουν την πληροφορία, απαιτώντας εξελιγμένους αλγόριθμους αποκωδικοποίησης. Η **προκωδικοποίηση (Precoding)** είναι μια τεχνική που βελτιώνει την απόδοση του δικτύου, διαμορφώνοντας τα σήματα πριν τη μετάδοση ώστε να μειωθούν οι παρεμβολές και να αυξηθεί η ποιότητα του σήματος. Η **κατανομή χρηστών (User Scheduling)** είναι απαραίτητη για τη δικαιότερη και αποδοτικότερη χρήση των πόρων, καθώς το δίκτυο πρέπει να επιλέγει δυναμικά ποιοι χρήστες θα εξυπηρετηθούν ανάλογα με τις συνθήκες του καναλιού και τις απαιτήσεις δεδομένων. Τέλος, η **φυσική φθορά υλικού (Hardware Impairment)** επηρεάζει την απόδοση των MIMO συστημάτων, καθώς σφάλματα στους ενισχυτές, στις κεραίες και στη βαθμονόμηση του εξοπλισμού μπορούν να οδηγήσουν σε ανεπιθύμητες παρεμβολές και μείωση της ποιότητας του σήματος.

Παρότι η τεχνολογία MIMO συμβάλλει στη βελτίωση της απόδοσης των ασύρματων δικτύων, η διαχείριση των πόρων σε τέτοια συστήματα συνοδεύεται από πολυάριθμες προκλήσεις. Ένα από τα βασικότερα προβλήματα είναι η υπολογιστική πολυπλοκότητα, ιδίως όταν απαιτείται ταχεία λήψη αποφάσεων σε πραγματικό χρόνο, όπως συμβαίνει σε εφαρμογές αυτόνομης οδήγησης και βιομηχανικών επικοινωνιών. Οι αλγόριθμοι που απαιτούνται για την κατανομή των πόρων μπορεί να έχουν σημαντική υπολογιστική επιβάρυνση και να μην ανταποκρίνονται επαρκώς σε σενάρια που απαιτούν χαμηλή καθυστέρηση. Παράλληλα, οι παρεμβολές είναι ένα αναπόφευκτο ζήτημα στα MIMO δίκτυα, ειδικά όταν πολλοί χρήστες εξυπηρετούνται ταυτόχρονα. Οι τεχνικές κατευθυντικής διαμόρφωσης σήματος (beamforming) μπορούν να συμβάλλουν στον μετριασμό αυτού του προβλήματος, αλλά απαιτούν ακριβείς και γρήγορες υπολογιστικές διαδικασίες.

### 2.4 Εφαρμογές μηχανικής μάθησης στα 5g δίκτυα

Η πέμπτη γενιά (5G) των κινητών δικτύων φέρνει αξιοσημείωτες αλλαγές στις τηλεπικοινωνίες, παρέχοντας εξαιρετικά υψηλές ταχύτητες (πολλαπλάσιας τάξης μεγέθους σε σχέση με το 4G, με δυνατότητα να φτάνουν και τα 10 Gbps), πολύ μικρές καθυστερήσεις (ultra-low latency, δηλαδή εξαιρετικά χαμηλούς χρόνους απόκρισης, συχνά κάτω από 1 ms) και υποστήριξη μαζικής συνδεσιμότητας (μεγάλου αριθμού συσκευών που μπορούν να συνδεθούν ταυτόχρονα) [19]. Ωστόσο, η αυξημένη πολυπλοκότητα των 5G δικτύων καθιστά τη διαχείριση των διαθέσιμων πόρων (όπως το φάσμα συχνοτήτων, η ισχύς εκπομπής και οι χρόνοι μετάδοσης) μια απαιτητική διαδικασία. Η ανάγκη για προσαρμοζόμενες και αποδοτικές λύσεις αναδεικνύει τη μηχανική μάθηση ως θεμελιώδη τεχνολογία για τη βέλτιστη λειτουργία των δικτύων νέας γενιάς. Η μηχανική μάθηση, ως υποπεδίο της Τεχνητής Νοημοσύνης (AI, Artificial Intelligence, η οποία καλύπτει έναν ευρύτερο χώρο ευφυών αλγορίθμων και συστημάτων), επιτρέπει στα δίκτυα να μαθαίνουν από τα δεδομένα, να προβλέπουν καταστάσεις και να λαμβάνουν βέλτιστες αποφάσεις σε πραγματικό χρόνο. Αντί να στηρίζονται αποκλειστικά σε στατικές προσεγγίσεις διαχείρισης, τα 5G δίκτυα αξιοποιούν ευφυείς αλγόριθμους που προσαρμόζονται δυναμικά στις αλλαγές του περιβάλλοντος, βελτιώνοντας την αποδοτικότητα, την ασφάλεια και την ποιότητα υπηρεσίας [20]. Η μηχανική μάθηση χρησιμοποιείται σε διάφορους τομείς για τη βελτίωση της απόδοσης των 5G δικτύων, όπως η αποδοτική ανάθεση πόρων και εύρους ζώνης (allocation of bandwidth and transmission resources), η βελτιστοποίηση της κατευθυντικής διαμόρφωσης σήματος (beamforming) και της διαχείρισης τεχνολογίας MIMO (Multiple Input Multiple Output, που αξιοποιεί πολλαπλές κεραίες), η ανίχνευση παρεμβολών και ανωμαλιών στο δίκτυο, η προστασία από κυβερνοεπιθέσεις και η ενίσχυση της ασφάλειας, η ανάλυση και πρόβλεψη της ζήτησης δικτύου για βελτίωση της ποιότητας της υπηρεσίας, η βελτιστοποίηση ενεργειακής αποδοτικότητας (μείωση της κατανάλωσης ισχύος στις κεραίες και τους σταθμούς βάσης), καθώς και η αυτοματοποίηση διαχείρισης σταθμών βάσης με προσαρμογή σε περιβαλλοντικές συνθήκες . Καθώς τα 5G δίκτυα εξελίσσονται, η χρήση της μηχανικής μάθησης γίνεται όλο και πιο απαραίτητη τόσο για τους παρόχους τηλεπικοινωνιών όσο και για τους τελικούς χρήστες, διασφαλίζοντας πιο αποδοτικό περιβάλλον επικοινωνίας.

Ένα από τα σημαντικότερα πλεονεκτήματα της μηχανικής μάθησης στα 5G δίκτυα είναι η δυνατότητα ανάλυσης μεγάλων όγκων δεδομένων (Big Data Analytics, δηλαδή μεθόδων που επιτρέπουν την επεξεργασία μεγάλου όγκου ετερογενών δεδομένων από πολλές διαφορετικές πηγές) [21], που παράγονται από χρήστες, εφαρμογές και φυσικά περιβάλλοντα. Η αξιοποίηση αυτών των δεδομένων επιτρέπει τη βελτίωση της ποιότητας της υπηρεσίας μέσω της πρόβλεψης και προσαρμογής της χωρητικότητας του δικτύου ανάλογα με τις ανάγκες των χρηστών, την ανίχνευση και αποτροπή δυσλειτουργιών πριν αυτές επηρεάσουν τη λειτουργία του δικτύου (χρησιμοποιώντας τεχνικές ανίχνευσης ανωμαλιών, ή Anomaly Detection, για την αυτόματη αναγνώριση ασυνήθιστων μοτίβων), και την αυτοματοποιημένη συντήρηση του δικτύου (Predictive Maintenance), όπου οι πάροχοι μπορούν να προβλέπουν πότε ένας σταθμός βάσης ή εξοπλισμός θα χρειαστεί επισκευή, μειώνοντας το λειτουργικό κόστος. Επιπλέον, τα 5G δίκτυα στηρίζονται σε αρχιτεκτονικές όπως η τμηματοποίηση δικτύου (δηλαδή τη δημιουργία εικονικών, ανεξάρτητων κομματιών δικτύου πάνω από μια κοινή υποδομή), όπου η μηχανική μάθηση βοηθά στη δυναμική διαχείριση πόρων ανάλογα με τις απαιτήσεις κάθε υπηρεσίας (π.χ. IoT, αυτόνομη οδήγηση, τηλεϊατρική) [22]. Η αυξανόμενη ζήτηση για προηγμένες εφαρμογές όπως το metaverse (εικονικά περιβάλλοντα κοινής χρήσης), τα έξυπνα εργοστάσια (Smart Factories, με αυτοματοποιημένες γραμμές παραγωγής) και τα αυτόνομα οχήματα (οχήματα που λειτουργούν χωρίς ανθρώπινη παρέμβαση) απαιτεί ευέλικτα και προσαρμοζόμενα δίκτυα [23]. Η μηχανική μάθηση επιτρέπει την αυτόνομη διαχείριση κινητικότητας (Mobility Management), εξασφαλίζοντας ομαλή μετάβαση των χρηστών μεταξύ κυψελών χωρίς απώλεια συνδεσιμότητας, την ενεργειακή αποδοτικότητα μέσω έξυπνης προσαρμογής της λειτουργίας των σταθμών βάσης για ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης ισχύος και την αυξημένη ασφάλεια δικτύου, εντοπίζοντας πιθανές κυβερνοεπιθέσεις και μη φυσιολογική συμπεριφορά δικτύου πριν επηρεάσουν τους χρήστες. Ένα ακόμη σημαντικό ζήτημα που επιλύει η μηχανική μάθηση είναι η πρόβλεψη συμφόρησης (Congestion Prediction), όπου το δίκτυο μπορεί να ανακατανείμει πόρους δυναμικά, διατηρώντας σταθερή απόδοση ακόμα και σε συνθήκες υψηλής ζήτησης [24].



Σχήμα 5: Αρχιτεκτονική τμηματοποίησης 5G δικτύου. [5]

Η τμηματοποίηση δικτύου (Network Slicing) αποτελεί μια από τις πιο σημαντικές καινοτομίες των 5G δικτύων, καθώς επιτρέπει τη δημιουργία πολλαπλών εικονικών υποδικτύων (slices) πάνω από μια κοινή φυσική υποδομή. Κάθε τμήμα(slide) είναι προσαρμοσμένο για συγκεκριμένες ανάγκες, όπως έξυπνες μεταφορές (Smart Transportation), τηλεϊατρική (Smart Healthcare) και βιομηχανικό αυτοματισμό (Smart Grid), όπως φαίνεται και στο παραπάνω διάγραμμα. Επιπλέον κάθε τμήμα μπορεί να διαθέτει διαφορετικές προδιαγραφές όσον αφορά την ταχύτητα, την καθυστέρηση και την ασφάλεια, επιτρέποντας την ταυτόχρονη εξυπηρέτηση διαφορετικών κατηγοριών υπηρεσιών χωρίς να επηρεάζονται μεταξύ τους. Η μηχανική μάθηση διαδραματίζει καθοριστικό ρόλο στη δυναμική διαχείριση αυτών των τμημάτων, βελτιστοποιώντας την απόδοση του δικτύου μέσω έξυπνων αλγορίθμων κατανομής πόρων και πρόβλεψης της ζήτησης. Επιπλέον, η τμηματοποίηση δικτύου επιτρέπει την παροχή εξατομικευμένων υπηρεσιών σε παρόχους και βιομηχανικούς πελάτες, ενώ διευκολύνει την αποδοτική χρήση του φάσματος, μειώνοντας τη συμφόρηση και βελτιώνοντας την ενεργειακή απόδοση. Η υλοποίηση της τμηματοποίησης δικτύου σε 5G και μελλοντικά 6G δίκτυα αναμένεται να προσφέρει νέες δυνατότητες για την αυτοματοποίηση και την ασφάλεια των επικοινωνιών [25].

Καθώς η τεχνολογία εξελίσσεται, η μηχανική μάθηση θα διαδραματίσει ακόμη πιο σημαντικό ρόλο στη μετάβαση στα 6G δίκτυα (η επόμενη γενιά ασύρματων επικοινωνιών), τα οποία θα χαρακτηρίζονται από εξαιρετικά υψηλές ταχύτητες μετάδοσης (άνω των 100 Gbps) και απόκριση σε εξαιρετικά χαμηλές καθυστερήσεις (sub-millisecond latency), καθώς και από αυτορυθμιζόμενες, αποκεντρωμένες αρχιτεκτονικές δικτύου (AI-driven αυτονομία) και τη συγχώνευση επικοινωνιών και υπολογιστικής ισχύος μέσω τεχνολογιών όπως το edge computing (όπου η επεξεργασία δεδομένων γίνεται κοντά στην πηγή τους) και το quantum networking (αξιοποίηση κβαντικών αρχών για υψηλή ασφάλεια και ταχύτητα) [26]. Η μηχανική μάθηση θα επιτρέψει την πλήρως αυτοματοποιημένη λειτουργία των 6G δικτύων, ενσωματώνοντας προηγμένες τεχνικές όπως συνεργατική μάθηση όπου τα μοντέλα εκπαιδεύονται τοπικά και μόνο τα ενημερωμένα βάρη αποστέλλονται κεντρικά (Federated Learning), όπου τα δεδομένα υπόκεινται σε επεξεργασία τοπικά στις συσκευές αντί να μεταφέρονται σε κεντρικούς διακομιστές (servers), ενισχύοντας την ιδιωτικότητα και την αποδοτικότητα. Συμπερασματικά, η μηχανική μάθηση έχει αναδειχθεί σε βασικό πυλώνα της διαχείρισης των 5G δικτύων, βελτιώνοντας την απόδοση, την ασφάλεια και την ευελιξία τους. Καθώς η τεχνητή νοημοσύνη και οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης εξελίσσονται, θα επιτρέψουν τη μετάβαση προς ακόμα πιο έξυπνα, αυτόνομα και βιώσιμα δίκτυα 6G, ενώ η συνεχής έρευνα και ανάπτυξη στον τομέα των τηλεπικοινωνιών θα οδηγήσει σε πιο προσαρμόσιμες και αυτοματοποιημένες αρχιτεκτονικές, με δυνατότητα να μετασχηματίσουν πλήρως τον τρόπο με τον οποίο οι χρήστες και οι επιχειρήσεις αλληλεπιδρούν με την τεχνολογία των δικτύων κινητής επικοινωνίας.

# 3. Εργαλεία και περιβάλλον υλοποίησης

### 3.1 Αναγκαιότητα προσομοίωσης καναλιών 5G MIMO για βελτιστοποίηση πόρων

#### 3.1.1 Το DeepMIMO ως πλατφόρμα προσομοίωσης καναλιών

Το DeepMIMO(Deep learning → Βαθιά μάθηση, MIMO → Πολλαπλής Εισόδου–Πολλαπλής Εξόδου), δηλαδή το σύστημα MIMO με βαθιά μάθηση, αποτελεί μια προηγμένη πλατφόρμα προσομοίωσης καναλιών, σχεδιασμένη για να υποστηρίζει την έρευνα και ανάπτυξη σε τεχνολογίες όπως τα 5G δίκτυα, τα χιλιοστομετρικά κύματα (mmWave) και τα Massive MIMO. Η πλατφόρμα αυτή δημιουργεί σύνολα δεδομένων καναλιού βασισμένα σε ακριβή δεδομένα ιχνηλάτησης ακτινών (ray-tracing), επιτρέποντας την προσομοίωση πραγματικών συνθηκών διάδοσης σήματος.

Ένα από τα βασικά χαρακτηριστικά του DeepMIMO είναι η δυνατότητα που μας δίνει να δημιουργούμε δεδομένα καναλιού χρησιμοποιώντας τον προσομοιωτή Remcom Wireless InSite, το λογισμικό ασύρματης προσομοίωσης (Wireless) της Remcom, που δίνει βαθιά γνώση (InSite) προσαρμοσμένη σε κάθε συγκεκριμένο περιβάλλον (site-specific), γνωστό για την ακρίβειά του στη μοντελοποίηση της διάδοσης σήματος σε διάφορα περιβάλλοντα. Η χρήση του Remcom Wireless InSite μας επιτρέπει να προσομοιώνουμε την εξάρτηση του καναλιού από τη γεωμετρία και τα υλικά του περιβάλλοντος, καθώς και από τις θέσεις των πομπών και των δεκτών.

Το Remcom Wireless InSite υποστηρίζει πολλαπλές τεχνολογίες και σενάρια, συμπεριλαμβανομένων των mmWave και Massive MIMO. Επιτρέπει τη δημιουργία δεδομένων για διάφορα περιβάλλοντα, όπως αστικά τοπία, εσωτερικούς χώρους και βιομηχανικές περιοχές, παρέχοντας ευελιξία στην προσομοίωση διαφορετικών συνθηκών διάδοσης σήματος.

Οι χρήστες έχουν τη δυνατότητα να διαμορφώσουν πλήρως το περιβάλλον προσομοίωσης, επιλέγοντας παραμέτρους όπως ο αριθμός των σταθμών βάσης (BS), ο αριθμός των χρηστών (UE), το εύρος ζώνης, η συχνότητα λειτουργίας, η διάταξη των κεραιών και άλλες τεχνικές λεπτομέρειες. Αυτή η παραμετροποίηση επιτρέπει την προσαρμογή της προσομοίωσης στις συγκεκριμένες ανάγκες κάθε ερευνητικού έργου.

Το DeepMIMO είναι διαθέσιμο σε διάφορες εκδόσεις, όπως το DeepMIMO v2, η δεύτερη κυκλοφορία του DeepMIMO και το DeepMIMO 5G NR, μία ειδική έκδοση/διαμόρφωση του DeepMIMO που υποστηρίζει τα 3GPP πρότυπα 5G New Radio (NR) και υποστηρίζει γλώσσες προγραμματισμού, διευκολύνοντας την ενσωμάτωσή του σε διάφορες υλοποιήσεις. Η έκδοση v2 περιλαμβάνει όλα τα χαρακτηριστικά της v1, με βελτιστοποιημένες απαιτήσεις μνήμης και ταχύτητα δημιουργίας δεδομένων, ενώ η έκδοση 5G NR υποστηρίζει τα πρότυπα του 3GPP για τα δίκτυα 5G [27].

Επιπλέον, το DeepMIMO επιτρέπει τη δημιουργία συνόλων δεδομένων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, συμβάλλοντας στην ανάπτυξη καινοτόμων λύσεων για την πρόβλεψη και τη βελτιστοποίηση της απόδοσης των ασύρματων δικτύων. Η δυνατότητα αυτή καθιστά το DeepMIMO ένα πολύτιμο εργαλείο για ερευνητές που επιδιώκουν να εφαρμόσουν τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης στον τομέα των τηλεπικοινωνιών[28].

#### 3.1.2 Δημιουργία δεδομένων καναλιού για 5g δίκτυα

Η δημιουργία δεδομένων καναλιού για 5G δίκτυα αποτελεί ουσιώδες βήμα στην έρευνα και ανάπτυξη προηγμένων ασύρματων επικοινωνιών. Η πλατφόρμα DeepMIMO 5G NR παρέχει ένα ευέλικτο και παραμετροποιήσιμο περιβάλλον για τη δημιουργία τέτοιων δεδομένων, επιτρέποντας την προσομοίωση ρεαλιστικών σεναρίων διάδοσης σήματος. Η διαδικασία δημιουργίας δεδομένων καναλιού με το DeepMIMO 5G NR περιλαμβάνει διάφορα στάδια, ξεκινώντας από την επιλογή του κατάλληλου σεναρίου ιχνηλάτησης ακτίνων. Τα σενάρια αυτά προέρχονται από ακριβείς προσομοιώσεις, όπως αυτές που παρέχονται από το λογισμικό Remcom Wireless InSite, και περιλαμβάνουν λεπτομερείς πληροφορίες για τη γεωμετρία και τα υλικά του περιβάλλοντος. Αυτή η ακρίβεια επιτρέπει την προσομοίωση της εξάρτησης του καναλιού από το περιβάλλον και τις θέσεις των πομπών και δεκτών[29].

Μετά την επιλογή του σεναρίου, μπορούν να προσαρμοστούν και διάφορες παράμετροι του συστήματος, όπως ο αριθμός και η διάταξη των κεραιών στους σταθμούς βάσης (BS) και στους χρήστες (UE), το εύρος ζώνης, η συχνότητα λειτουργίας και άλλες τεχνικές λεπτομέρειες. Αυτή η παραμετροποίηση επιτρέπει την προσαρμογή της προσομοίωσης στις συγκεκριμένες απαιτήσεις κάθε υλοποίησης, διευκολύνοντας την ανάπτυξη και αξιολόγηση αλγορίθμων για τεχνολογίες όπως τα χιλιοστομετρικά κύματα (mmWave) και τα Massive MIMO. ​

Επιπλέον, η πλατφόρμα DeepMIMO επιτρέπει τη δημιουργία δεδομένων καναλιού μεταξύ σταθμών βάσης και χρηστών, καθώς και μεταξύ σταθμών βάσης, διευκολύνοντας την έρευνα σε τομείς όπως η ενσωματωμένη πρόσβαση-οπισθόζευξη (integrated access-backhaul) και τα αναδιαμορφώσιμα επιφανειακά συστήματα (Reconfigurable Intelligent Surfaces - RIS). Η δυνατότητα αυτή επιτρέπει την προσομοίωση και αξιολόγηση καινοτόμων αρχιτεκτονικών δικτύων που στοχεύουν στη βελτίωση της απόδοσης και της κάλυψης των 5G δικτύων. ​

Η χρήση του DeepMIMO 5G NR σε συνδυασμό με γλώσσες προγραμματισμού διευκολύνει την ενσωμάτωση των παραγόμενων δεδομένων σε διάφορα πειραματικά σενάρια, επιτρέποντας την ανάπτυξη και αξιολόγηση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για την πρόβλεψη και βελτιστοποίηση της απόδοσης των ασύρματων δικτύων. Αυτή η ευελιξία καθιστά το DeepMIMO 5G NR ένα χρήσιμο εργαλείο κατά τη μελέτη της εφαρμογής τεχνικών τεχνητής νοημοσύνης στον τομέα των τηλεπικοινωνιών.

#### 3.1.3 Διαμόρφωση παραμέτρων του DeepMIMO για τις ανάγκες της εργασίας

Το DeepMIMO προσφέρει ένα πλήρως παραμετροποιήσιμο περιβάλλον προσομοίωσης καναλιών, το οποίο μπορεί να προσαρμοστεί στις ανάγκες κάθε πειραματικού σεναρίου. Στην παρούσα εργασία, η διαμόρφωση των παραμέτρων του DeepMIMO έχει πραγματοποιηθεί με τέτοιο τρόπο ώστε να προσομοιωθούν ρεαλιστικά σενάρια ανάθεσης πόρων σε ένα 5G Massive MIMO δίκτυο. Η παραμετροποίηση αυτή περιλαμβάνει την επιλογή σταθμών βάσης (BS), την κατανομή χρηστών (UE), τις συνθήκες διάδοσης και τη χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης για τη βελτιστοποίηση της ανάθεσης πόρων.

Αρχικά, το σενάριο προσομοίωσης βασίζεται σε τέσσερις σταθμούς βάσης (BS2, BS5, BS12, BS13), οι οποίοι επιλέγονται με βάση τη γεωγραφική τους κατανομή και την κάλυψη που προσφέρουν στους χρήστες. Τα δεδομένα προέρχονται από αρχεία απώλειας διαδρομής (path loss) που έχουν δημιουργηθεί μέσω προσομοιώσεων ray-tracing, παρέχοντας ακριβείς τιμές απωλειών για κάθε χρήστη και σταθμό βάσης. Το σενάριο φορτώνει αυτά τα δεδομένα και δημιουργεί έναν πίνακα απώλειας διαδρομής που περιέχει τις τιμές για όλους τους χρήστες, επιτρέποντας τη σύγκριση της ποιότητας του σήματος που λαμβάνεται από διαφορετικούς σταθμούς βάσης.

Η τοποθεσία των χρηστών και των σταθμών βάσης είναι επίσης σημαντική για την προσομοίωση. Οι συντεταγμένες των χρηστών και των BS φορτώνονται και χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό της βέλτιστης ανάθεσης, ενώ παράλληλα οι χρήστες επιλέγονται τυχαία ώστε να δημιουργηθεί ένα υποσύνολο δεδομένων που θα χρησιμοποιηθεί για την εκπαίδευση του μοντέλου. Αυτή η διαδικασία επιτρέπει τη μείωση του όγκου δεδομένων, διατηρώντας ταυτόχρονα αντιπροσωπευτικά δείγματα για την αξιολόγηση της απόδοσης του συστήματος.

Στην εικόνα 1, απεικονίζεται η χωρική κατανομή των χρηστών (μικρά σημεία) και των σταθμών βάσης (μεγαλύτεροι κόκκινοι κύκλοι) στο εικονικό 5G δίκτυο που παράγεται από τη MATLAB script που έχουμε δημιουργήσει. Οι χρήστες αναπαρίστανται ως μικρά σημεία, ενώ οι σταθμοί βάσης σημειώνονται με μεγαλύτερους κόκκινους κύκλους. Οι ετικέτες των σταθμών βάσεων έχουν μετατοπιστεί ελαφρώς για καλύτερη ορατότητα. Αυτή η οπτική αναπαράσταση βοηθά στην κατανόηση της χωρικής κατανομής των σταθμών βάσης και της κάλυψής τους.

Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, αριθμός, λογισμικό

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από τεχνολογία AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 1 (από MATLAB): Χωρική κατανομή χρηστών και σταθμών βάσης

Ένα βασικό στοιχείο της διαμόρφωσης των παραμέτρων είναι η χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για τη βέλτιστη ανάθεση πόρων. Το μοντέλο που χρησιμοποιείται εδώ είναι ένα απλό νευρωνικό δίκτυο με δύο πλήρως συνδεδεμένα επίπεδα, αποτελούμενο από 32 και 16 νευρώνες αντίστοιχα, με ενεργοποίηση ReLU και dropout 0.4 για αποφυγή υπερεκπαίδευσης. Το ReLU (Rectified Linear Unit) είναι μια συνάρτηση ενεργοποίησης που χρησιμοποιείται σε νευρωνικά δίκτυα [30]. Η τεχνική τυχαίας παράλειψης νευρώνων (dropout) είναι μια τεχνική κανονικοποίησης που χρησιμοποιείται για την αποφυγή υπερεκπαίδευσης σε νευρωνικά δίκτυα. Το δίκτυο εκπαιδεύεται με δεδομένα θέσεων χρηστών και τιμές απώλειας διαδρομής, ώστε να μπορεί να προβλέπει ποιος σταθμός βάσης παρέχει την καλύτερη σύνδεση για κάθε χρήστη. Τα δεδομένα χωρίζονται σε σύνολα εκπαίδευσης και επικύρωσης, με το 80% των δειγμάτων να χρησιμοποιείται για εκπαίδευση και το υπόλοιπο 20% για αξιολόγηση της απόδοσης.

Μετά την εκπαίδευση, το νευρωνικό δίκτυο συγκρίνεται με δύο άλλες στρατηγικές κατανομής πόρων: τη μέθοδο Random, όπου οι χρήστες εκχωρούνται τυχαία σε έναν σταθμό βάσης, και τη μέθοδο RoundRobin, όπου οι χρήστες εξυπηρετούνται κυκλικά από τους διαθέσιμους σταθμούς. Η απόδοση του μοντέλου αξιολογείται με βάση την ακρίβεια πρόβλεψης της ανάθεσης χρηστών, καθώς και τη μέση απώλεια διαδρομής. Επιπλέον, υπολογίζεται ο μέσος ρυθμός μετάδοσης δεδομένων (throughput) για κάθε στρατηγική, λαμβάνοντας υπόψη το συνολικό διαθέσιμο εύρος ζώνης και τις συνθήκες θορύβου του δικτύου.

Η απεικόνιση των αποτελεσμάτων αποτελεί σημαντικό κομμάτι της ανάλυσης. Δημιουργούνται διαγράμματα σύγχυσης (confusion matrices) για τη σύγκριση της πρόβλεψης του νευρωνικού δικτύου με τα πραγματικά δεδομένα, καθώς και συγκριτικά διαγράμματα της ακρίβειας ανάθεσης, της κατανομής της απώλειας διαδρομής και της κατανομής εύρους ζώνης στους χρήστες. Ιδιαίτερη σημασία έχει το 2D διάγραμμα κατανομής των χρηστών και των σταθμών βάσης, το οποίο προσφέρει μια οπτική αναπαράσταση της γεωγραφικής κατανομής του δικτύου και της απόδοσης του αλγορίθμου ανάθεσης.

### 3.2 MATLAB: Εργαλεία για μοντελοποίηση και προσομοίωση

#### 3.2.1 Υλοποίηση μηχανικής μάθησης αλγορίθμων στη MATLAB

Η μηχανική μάθηση αποτελεί έναν από τους πιο σημαντικούς κλάδους της τεχνητής νοημοσύνης, επιτρέποντας στους υπολογιστές να αναγνωρίζουν πρότυπα, να κάνουν προβλέψεις και να λαμβάνουν αποφάσεις βασισμένες σε δεδομένα. Τη MATLAB προσφέρει ένα ισχυρό και ευέλικτο περιβάλλον για την υλοποίηση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, ενσωματώνοντας δυνατότητες για διαχείριση δεδομένων, εκπαίδευση μοντέλων και ανάλυση αποτελεσμάτων .

Η διαδικασία ανάπτυξης ενός αλγορίθμου μηχανικής μάθησης στη MATLAB ξεκινά με τη συλλογή και προετοιμασία των δεδομένων. Τα δεδομένα αυτά μπορεί να προέρχονται από πραγματικές μετρήσεις, πειραματικά αποτελέσματα, προσομοιώσεις ή ακόμα και συνθετικά μοντέλα. Σε αυτή τη φάση, γίνεται ο καθαρισμός των δεδομένων, δηλαδή η αφαίρεση ανεπιθύμητων ή ελλιπών τιμών, καθώς και η προσαρμογή τους στη μορφή που απαιτεί το εκάστοτε μοντέλο[31] .

Σημαντικό στάδιο είναι η επιλογή και εξαγωγή χαρακτηριστικών. Τα χαρακτηριστικά (features) είναι οι παράμετροι των δεδομένων που χρησιμοποιεί το μοντέλο για να κάνει προβλέψεις. Σε πολλές περιπτώσεις, δεν είναι απαραίτητο να χρησιμοποιηθούν όλα τα διαθέσιμα χαρακτηριστικά, καθώς κάποια μπορεί να μην προσφέρουν σημαντικές πληροφορίες ή να εισάγουν περιττό θόρυβο στην εκπαίδευση του μοντέλου. Η σωστή επιλογή χαρακτηριστικών αυξάνει την αποδοτικότητα του αλγορίθμου και μειώνει την πολυπλοκότητα των υπολογισμών .

Η διαχωρισμός των δεδομένων είναι ένα σημαντικό βήμα πριν την εκπαίδευση. Συνήθως, τα δεδομένα χωρίζονται σε δύο βασικά σύνολα: το σύνολο εκπαίδευσης, το οποίο χρησιμοποιείται για την εκμάθηση του μοντέλου, και το σύνολο επικύρωσης ή δοκιμών, το οποίο χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου σε νέα δεδομένα.

Στη συνέχεια, ακολουθεί η επιλογή του κατάλληλου αλγορίθμου. Η επιλογή αυτή εξαρτάται από το είδος του προβλήματος που πρέπει να λυθεί. Για παράδειγμα, αν το ζητούμενο είναι η κατηγοριοποίηση δεδομένων, μπορούν να χρησιμοποιηθούν τεχνικές όπως η ανάλυση προτύπων και τα νευρωνικά δίκτυα. Αν πρόκειται για πρόβλημα παλινδρόμησης, τότε απαιτούνται διαφορετικές προσεγγίσεις που εστιάζουν στη μοντελοποίηση της σχέσης μεταξύ των μεταβλητών εισόδου και εξόδου .

Η εκπαίδευση του μοντέλου είναι το στάδιο κατά το οποίο ο αλγόριθμος μαθαίνει από τα δεδομένα. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω της διαδικασίας προσαρμογής των εσωτερικών παραμέτρων του μοντέλου, ώστε να μειωθεί το σφάλμα των προβλέψεων. Κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, το μοντέλο επεξεργάζεται συνεχώς τα δεδομένα, αναζητώντας τις βέλτιστες σχέσεις μεταξύ των χαρακτηριστικών και των επιθυμητών εξόδων .

Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, γραμματοσειρά, αριθμός

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από τεχνολογία AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Σχήμα 6: Διαδικασία ανάπτυξης αλγορίθμου [6]

Ένα σημαντικό πρόβλημα που μπορεί να προκύψει κατά την εκπαίδευση είναι η υπερεκπαίδευση (overfitting), κατά την οποία το μοντέλο μαθαίνει υπερβολικά καλά τα δεδομένα εκπαίδευσης και δεν μπορεί να γενικεύσει τη γνώση του σε νέα δεδομένα. Για την αντιμετώπιση αυτού του φαινομένου, εφαρμόζονται τεχνικές όπως η χρήση απλοποιημένων μοντέλων, η ενίσχυση της ποικιλομορφίας των δεδομένων εκπαίδευσης και η εισαγωγή στοιχείων τυχαιότητας στην εκπαίδευση[32].

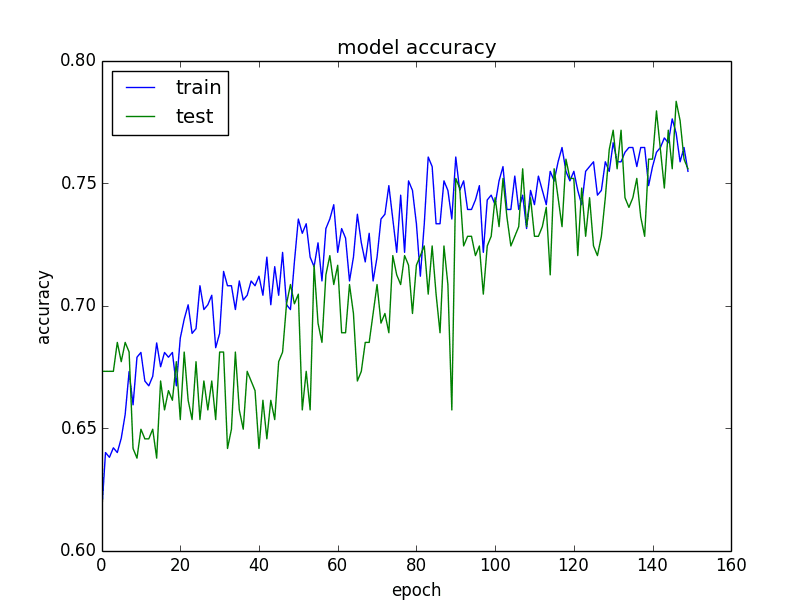
Η αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου αποτελεί ένα από τα πιο σημαντικά στάδια της διαδικασίας. Για να διαπιστωθεί η αποτελεσματικότητα του αλγορίθμου, συγκρίνονται οι προβλέψεις του μοντέλου με τις πραγματικές τιμές των δεδομένων δοκιμών. Αυτό μπορεί να γίνει με διάφορους τρόπους, όπως η μέτρηση της ακρίβειας των προβλέψεων, ο υπολογισμός του μέσου σφάλματος ή η χρήση εξειδικευμένων δεικτών αξιολόγησης .

Η τελική φάση είναι η βελτιστοποίηση και εφαρμογή του μοντέλου. Ανάλογα με τα αποτελέσματα της αξιολόγησης, ενδέχεται να χρειαστούν προσαρμογές στις παραμέτρους του μοντέλου, βελτίωση των χαρακτηριστικών ή ακόμη και αλλαγή του αλγορίθμου που χρησιμοποιήθηκε. Όταν το μοντέλο φτάσει σε ένα αποδεκτό επίπεδο απόδοσης, μπορεί να εφαρμοστεί σε πραγματικές συνθήκες, να χρησιμοποιηθεί για προβλέψεις ή να ενσωματωθεί σε μεγαλύτερα συστήματα ανάλυσης δεδομένων.

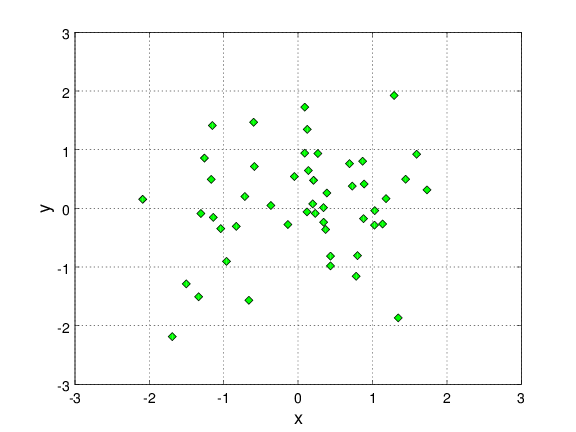
#### 3.2.2 Ανάλυση και οπτικοποίηση αποτελεσμάτων

Η ανάλυση και η οπτικοποίηση αποτελεσμάτων επιτρέπουν την ερμηνεία δεδομένων, την εξαγωγή συμπερασμάτων και τη λήψη αποφάσεων[33]. Στο πλαίσιο της μηχανικής μάθησης και των τηλεπικοινωνιακών συστημάτων, η σωστή απεικόνιση των δεδομένων είναι αρκετά σημαντική για την κατανόηση της συμπεριφοράς των αλγορίθμων και της απόδοσής τους. Τη MATLAB παρέχει ένα ολοκληρωμένο σύνολο εργαλείων που επιτρέπουν τη δημιουργία διαγραμμάτων, τη δυναμική οπτικοποίηση δεδομένων και τη σύγκριση διαφορετικών μοντέλων, καθιστώντας τη διαδικασία ανάλυσης πιο εύκολη και αποδοτική.

Η οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων ξεκινά με την επιλογή της κατάλληλης μορφής γραφικής αναπαράστασης, ανάλογα με το είδος των δεδομένων που εξετάζονται. Για παράδειγμα, για την απόδοση ενός αλγορίθμου μηχανικής μάθησης, μπορεί να χρησιμοποιηθεί ένα διάγραμμα ακρίβειας για να απεικονίσει την εξέλιξη της απόδοσης κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Αν η ανάλυση αφορά τη γεωγραφική κατανομή χρηστών σε ένα δίκτυο τηλεπικοινωνιών, ένα διάγραμμα διασποράς μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να απεικονίσει τις θέσεις των σταθμών βάσης και των συσκευών.



Σχήμα 7: Ένα τυχαίο διάγραμμα ακρίβειας [7]



Σχήμα 8: Ένα τυχαίο διάγραμμα διασποράς [8]

Η χρωματική παλέτα και η επιλογή των συμβόλων παίζουν καθοριστικό ρόλο στην οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων, καθώς μια κακοσχεδιασμένη απεικόνιση μπορεί να οδηγήσει σε παρανοήσεις και λανθασμένα συμπεράσματα. Είναι σημαντικό τα χρώματα να είναι ευδιάκριτα και να τονίζουν τις διαφορές στα δεδομένα, ενώ οι κλίμακες πρέπει να είναι ρυθμισμένες ώστε να αποτυπώνουν με σαφήνεια τις διαφοροποιήσεις στις τιμές. Σημαντικό ρόλο παίζουν και οι υπομνήσεις, οι οποίες βοηθούν στην ερμηνεία των δεδομένων και επιτρέπουν στον αναγνώστη να κατανοήσει εύκολα το περιεχόμενο των γραφημάτων.

Η σύγκριση διαφορετικών αλγορίθμων ή μοντέλων απαιτεί τη δημιουργία συγκριτικών γραφημάτων, τα οποία επιτρέπουν την εύκολη κατανόηση των διαφορών τους. Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι τα διαγράμματα σύγχυσης, τα οποία χρησιμοποιούνται για να αξιολογηθεί η ακρίβεια ενός αλγορίθμου κατηγοριοποίησης[34].

Τα διαγράμματα σύγχυσης δείχνουν τις σωστές και λανθασμένες ταξινομήσεις ενός μοντέλου, επιτρέποντας την ανάλυση των σφαλμάτων και την πιθανή βελτίωση της απόδοσης του αλγορίθμου. Σε προβλήματα κατανομής πόρων ή διαχείρισης ισχύος, η παρουσίαση της κατανομής μέσω διαγραμμάτων ράβδων μπορεί να προσφέρει μια εύκολη σύγκριση μεταξύ διαφορετικών στρατηγικών. Στο διάγραμμα ράβδων συγκρίνονται, για κάθε κατηγορία, δύο δεδομένων σειρών τοποθετημένες η μία δίπλα στην άλλη. Με αυτόν τον τρόπο φαίνεται εύκολα πού η κάθε σειρά υπερέχει ή υπολείπεται σε κάθε κατηγορία.

Εικόνα που περιέχει στιγμιότυπο οθόνης, κείμενο, γράφημα, διάγραμμα

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Σχήμα 9: Ένα τυχαίο διάγραμμα ράβδων[9]

Στο σχήμα 10, βλέπουμε έναν πίνακα σύγχυσης (confusion matrix), ο οποίος απεικονίζει την απόδοση ενός μοντέλου ταξινόμησης για δύο κλάσεις, "b" και "g". Ο πίνακας χωρίζεται σε τέσσερα κελιά: το πάνω αριστερό κελί (107) δείχνει πόσα δείγματα κλάσης "b" το μοντέλο ταξινόμησε σωστά ως "b" (True Positives), το πάνω δεξί κελί (1) δείχνει πόσα δείγματα κλάσης "b" το μοντέλο ταξινόμησε λανθασμένα ως "g" (False Negatives), το κάτω αριστερό κελί (1) δείχνει πόσα δείγματα κλάσης "g" το μοντέλο ταξινόμησε λανθασμένα ως "b" (False Positives), και το κάτω δεξί κελί (190) δείχνει πόσα δείγματα κλάσης "g" το μοντέλο ταξινόμησε σωστά ως "g" (True Positives). Με λίγα λόγια, ο πίνακας μας δίνει μια σαφή εικόνα για το πόσο καλά ταξινομεί το μοντέλο τις διάφορες κλάσεις, επιτρέποντάς μας να εντοπίσουμε πιθανά προβλήματα και να αξιολογήσουμε τη συνολική του απόδοση.

Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, διάγραμμα, ορθογώνιο παραλληλόγραμμο

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από τεχνολογία AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Σχήμα 10: Ένα τυχαίο διάγραμμα σύγχυσης [10]

Η τριδιάστατη απεικόνιση αποτελεί ένα σημαντικό εργαλείο για την κατανόηση πολύπλοκων δεδομένων, ειδικά όταν αυτά αφορούν χωρικές πληροφορίες [35]. Σε ένα σύστημα τηλεπικοινωνιών, η τρισδιάστατη απεικόνιση μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την απεικόνιση της ισχύος του σήματος σε ένα περιβάλλον μετρήσεων, όπου ο άξονας του ύψους δείχνει την ένταση του σήματος σε κάθε σημείο. Παρόμοια, στην ανάλυση δεδομένων μηχανικής μάθησης, οι τριδιάστατες απεικονίσεις μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την οπτικοποίηση των επιπέδων απόφασης ενός ταξινομητή, επιτρέποντας την καλύτερη κατανόηση του τρόπου με τον οποίο διαχωρίζονται τα δεδομένα. Για παράδειγμα, σε ένα τρισδιάστατο διάγραμμα διασποράς όπου τα σημεία κάθε κλάσης είναι χρωματισμένα διαφορετικά, το επίπεδο απόφασης του ταξινομητή απεικονίζεται ως μια επιφάνεια που διαχωρίζει οπτικά τις δύο ομάδες σημείων.

Η δυναμική οπτικοποίηση αποτελεί έναν ακόμα τρόπο παρουσίασης αποτελεσμάτων, επιτρέποντας την απεικόνιση μεταβολών σε πραγματικό χρόνο [36]. Παράδειγμα δυναμικής οπτικοποίησης είναι ένα κινούμενο διάγραμμα διασποράς όπου, κάθε φορά βήμα–βήμα, εμφανίζονται οι ενημερωμένες θέσεις των χρηστών και η αντίστοιχη ισχύς σήματος (με χρωματικό δείκτη), δείχνοντας σε πραγματικό χρόνο πώς μετακινήσεις των χρηστών επηρεάζουν την κάλυψη και την κατανομή πόρων στο εικονικό 5G δίκτυο. Η κινούμενη απεικόνιση μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την παρακολούθηση της εκπαίδευσης ενός αλγορίθμου μηχανικής μάθησης, δείχνοντας την εξέλιξη της απόδοσής του καθώς τα δεδομένα υποβάλλονται σε επεξεργασία. Επιπλέον, στα δίκτυα τηλεπικοινωνιών, η δυναμική οπτικοποίηση μπορεί να βοηθήσει στην ανάλυση της κίνησης των χρηστών και της διακύμανσης της ποιότητας του σήματος σε διαφορετικές χρονικές στιγμές.

Ένα ακόμα κρίσιμο στοιχείο της ανάλυσης και οπτικοποίησης δεδομένων είναι η επιλογή των σωστών μετρικών αξιολόγησης. Οι αριθμητικές τιμές μπορεί να είναι δύσκολο να ερμηνευτούν χωρίς την κατάλληλη γραφική απεικόνιση, οπότε είναι σημαντικό να χρησιμοποιούνται διαγράμματα που αποτυπώνουν με σαφήνεια τις διαφορές στις επιδόσεις. Για παράδειγμα, η απεικόνιση του σφάλματος ενός αλγορίθμου μηχανικής μάθησης μέσω ενός διαγράμματος γραμμών βοηθά στην κατανόηση της σταθερότητας της εκπαίδευσης. Το διάγραμμα γραμμών απεικονίζει την εξέλιξη του σφάλματος κατά τις εποχές εκπαίδευσης, επιτρέποντας την αξιολόγηση της σύγκλισης και της σταθερότητας του μοντέλου.

Η οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων δεν είναι μόνο ένα εργαλείο για την ανάλυση της απόδοσης ενός συστήματος αλλά και ένας τρόπος επικοινωνίας της πληροφορίας με το κοινό. Η σωστή παρουσίαση των δεδομένων επιτρέπει στους αναγνώστες να κατανοήσουν τις τάσεις, τις συσχετίσεις και τα πρότυπα που κρύβονται πίσω από τους αριθμούς. Μέσα από διαγράμματα, χρωματικές κλίμακες και δυναμικές απεικονίσεις, η ερμηνεία των δεδομένων γίνεται ευκολότερη, διευκολύνοντας τη λήψη αποφάσεων και τη διατύπωση χρήσιμων συμπερασμάτων. Το διάγραμμα γραμμών απεικονίζει την εξέλιξη του σφάλματος κατά τις εποχές εκπαίδευσης, επιτρέποντας την αξιολόγηση της σύγκλισης και της σταθερότητας του μοντέλου.

Η επιλογή των σωστών μεθόδων οπτικοποίησης εξαρτάται από τη φύση των δεδομένων και το σκοπό της ανάλυσης. Η αποτελεσματική γραφική αναπαράσταση όχι μόνο διευκολύνει την κατανόηση των δεδομένων αλλά και ενισχύει την αξιοπιστία των αποτελεσμάτων. Μέσω των εργαλείων που παρέχει τη MATLAB, η διαδικασία ανάλυσης και οπτικοποίησης γίνεται πιο προσιτή, επιτρέποντας στους ερευνητές να αξιολογήσουν και να παρουσιάσουν τα αποτελέσματά τους με σαφή και δομημένο τρόπο.

### 3.3 Συνδυασμός DeepMIMO και MATLAB: Ροή δεδομένων

Η σύνδεση του DeepMIMO με τη MATLAB επιτρέπει την προσομοίωση, την επεξεργασία και την ανάλυση δεδομένων καναλιού με ακρίβεια και ευελιξία. Το DeepMIMO είναι μια πλατφόρμα που βασίζεται σε δεδομένα ιχνηλάτησης ακτινών και επιτρέπει την προσομοίωση πραγματικών συνθηκών διάδοσης σήματος σε ασύρματα δίκτυα, ενώ τη MATLAB παρέχει τα απαραίτητα εργαλεία για τη διαχείριση, επεξεργασία και ανάλυση αυτών των δεδομένων. Ο συνδυασμός των δύο αυτών εργαλείων αποτελεί μια ισχυρή λύση για την ανάπτυξη και αξιολόγηση αλγορίθμων κατανομής πόρων, βελτιστοποίησης απόδοσης και μηχανικής μάθησης σε δίκτυα επόμενης γενιάς.

Η ροή δεδομένων μεταξύ DeepMIMO και MATLAB ξεκινά με τη δημιουργία ενός σεναρίου προσομοίωσης καναλιού στο DeepMIMO [37]. Τα σενάρια αυτά βασίζονται σε μοντέλα ιχνηλάτησης ακτινών και περιλαμβάνουν λεπτομερείς πληροφορίες για την τοπολογία του δικτύου, όπως η θέση των σταθμών βάσης, οι θέσεις των χρηστών, τα υλικά των εμποδίων στο περιβάλλον και τα χαρακτηριστικά διάδοσης του σήματος. Τα δεδομένα αυτά αποθηκεύονται σε μορφή που μπορεί να διαβαστεί από τη MATLAB, επιτρέποντας την ανάλυση και την επεξεργασία τους.

Στη συνέχεια, τα δεδομένα φορτώνονται στη MATLAB, όπου πραγματοποιείται η εξαγωγή κρίσιμων πληροφοριών όπως η απώλεια διαδρομής μεταξύ πομπών και δεκτών, η ποιότητα του λαμβανόμενου σήματος και οι παρεμβολές από άλλους χρήστες. Αυτά τα δεδομένα αποτελούν τη βάση για την ανάλυση των ασύρματων καναλιών και την εφαρμογή τεχνικών κατανομής πόρων. Ένα βασικό στοιχείο της επεξεργασίας στη MATLAB είναι η καθαρή και αποδοτική διαχείριση των δεδομένων, διασφαλίζοντας ότι οι πληροφορίες έχουν τη σωστή μορφή και είναι έτοιμες προς χρήση για περαιτέρω αναλύσεις.

Μια από τις πιο σημαντικές εφαρμογές του συνδυασμού DeepMIMO και MATLAB είναι η εκπαίδευση και αξιολόγηση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για την κατανομή πόρων σε ασύρματα δίκτυα. Οι πληροφορίες καναλιού που παράγει το DeepMIMO μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου ή άλλων αλγορίθμων ταξινόμησης, οι οποίοι προβλέπουν τη βέλτιστη ανάθεση χρηστών στους σταθμούς βάσης [38]. Οι αλγόριθμοι αυτοί συγκρίνονται με παραδοσιακές μεθόδους, όπως η τυχαία κατανομή ή η κυκλική ανάθεση, προκειμένου να αξιολογηθεί η απόδοσή τους σε πραγματικές συνθήκες δικτύου.

Η δυναμική απεικόνιση των αποτελεσμάτων είναι επίσης χρήσιμη, ειδικά όταν μελετώνται συστήματα με μεταβαλλόμενες συνθήκες, όπως η κινητικότητα των χρηστών ή η μεταβολή της ισχύος του σήματος. Μέσω κινούμενων γραφημάτων μπορούμε να παρακολουθούμε πώς αλλάζει η κατανομή των πόρων σε πραγματικό χρόνο και να εντοπίσουμε περιοχές που χρειάζονται βελτίωση. Ως κινούμενα γραφήματα» ορίζουμε τις γραφικές απεικονίσεις στις οποίες τα δεδομένα ανανεώνονται συνεχώς με κινούμενα στοιχεία, ώστε να βλέπουμε την εξέλιξη της πληροφορίας σε πραγματικό χρόνο.

Η ενσωμάτωση του DeepMIMO με τη MATLAB επιτρέπει επίσης την προσομοίωση εναλλακτικών στρατηγικών κατανομής πόρων, δοκιμάζοντας διαφορετικές πολιτικές που στοχεύουν στην αύξηση της αποδοτικότητας του δικτύου. Για παράδειγμα, ένα βασικό ερώτημα είναι το αν μια μέθοδος μηχανικής μάθησης μπορεί να επιτύχει καλύτερη ισορροπία μεταξύ του throughput και της ισονομίας στην κατανομή των πόρων σε σχέση με παραδοσιακές προσεγγίσεις. Τα αποτελέσματα αυτών των προσομοιώσεων επιτρέπουν τη διαμόρφωση προτάσεων για τη βελτίωση της απόδοσης των δικτύων επόμενης γενιάς.

Η χρήση της MATLAB για την ανάλυση των δεδομένων που παράγει το DeepMIMO καθιστά δυνατή τη δημιουργία μοντέλων που προσεγγίζουν την πραγματική συμπεριφορά ενός ασύρματου δικτύου. Αντί για απλές θεωρητικές προσεγγίσεις, μπορούμε να βασιστούμε σε προσομοιωμένα δεδομένα υψηλής ακρίβειας, λαμβάνοντας υπόψη παράγοντες όπως η απόσβεση λόγω κτιρίων, η παρεμβολή μεταξύ χρηστών και η μεταβλητότητα του καναλιού. Αυτή η ρεαλιστική προσέγγιση είναι ιδιαίτερα σημαντική για τη σχεδίαση νέων αλγορίθμων που θα εφαρμοστούν σε πραγματικά συστήματα. Ο συνδυασμός του DeepMIMO και της MATLAB αποτελεί ένα ισχυρό εργαλείο για την έρευνα στα ασύρματα δίκτυα, επιτρέποντας την ανάλυση πολύπλοκων συστημάτων με ακρίβεια και ευελιξία. Μέσα από τη ροή δεδομένων μεταξύ των δύο πλατφορμών, οι ερευνητές μπορούν να μελετήσουν την απόδοση των αλγορίθμων τους, να δοκιμάσουν διαφορετικές στρατηγικές κατανομής πόρων και να βελτιώσουν την αποδοτικότητα των ασύρματων επικοινωνιών.

# 4. Προτεινόμενη προσέγγιση και υλοποίηση

### 4.1 Δημιουργία δεδομένων καναλιού με το DeepMIMO

#### 4.1.1 Παραμετροποίηση του DeepMIMO dataset

Η παραμετροποίηση του dataset DeepMIMO αποτέλεσε βασικό στάδιο της εργασίας, καθώς καθόρισε την ποιότητα και την αξιοπιστία των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση των μοντέλων κατανομής πόρων. Για την προσομοίωση του καναλιού, επιλέχθηκαν δεδομένα από τέσσερις σταθμούς βάσης (BS2, BS5, BS12, BS13), τα οποία περιλάμβαναν πληροφορίες για την ισχύ του λαμβανόμενου σήματος (Path Loss - PL) και τις συντεταγμένες τόσο των σταθμών βάσης όσο και των χρηστών. Η φόρτωση αυτών των δεδομένων πραγματοποιήθηκε μέσω αρχείων MAT, με έλεγχο ομοιομορφίας ώστε να διασφαλιστεί ότι όλα τα αρχεία περιείχαν τον ίδιο αριθμό χρηστών. Σε περίπτωση ασυμφωνίας, το σενάριο σταματούσε την εκτέλεση, προειδοποιώντας για πιθανό σφάλμα στα δεδομένα.

Στη συνέχεια, παρατίθεται το στιγμιότυπο MATLAB όπου ελέγχει ότι όλα τα αρχεία απώλειας διαδρομής (PL) από τους τέσσερις σταθμούς βάσης (BS2, BS5, BS12, BS13) περιέχουν τον ίδιο αριθμό εγγραφών. Σε περίπτωση ασυμφωνίας, η εκτέλεση διακόπτεται και εμφανίζεται σχετικό μήνυμα σφάλματος, ώστε να διασφαλιστεί η συνέπεια των δεδομένων στην προσομοίωση.

Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, γραμματοσειρά

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από τεχνολογία AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 2 (Από MATLAB): Έλεγχος συνέπειας πλήθους εγγραφών

Αφού επιβεβαιώθηκε η ακεραιότητα των δεδομένων, δημιουργήθηκε ένας πίνακας που περιείχε τις τιμές path loss για κάθε χρήστη από κάθε σταθμό βάσης. Παράλληλα, φορτώθηκαν οι συντεταγμένες των χρηστών και των βάσεων, επιτρέποντας τη χαρτογράφηση των θέσεων τους στον χώρο. Για να επιταχυνθεί η διαδικασία εκπαίδευσης του μοντέλου, επιλέχθηκε ένα τυχαίο υποσύνολο 30.000 χρηστών, το οποίο διατηρούσε την κατανομή των χαρακτηριστικών του συνολικού dataset. Η επιλογή αυτή έγινε μέσω τυχαίας δειγματοληψίας, ενώ σε περιπτώσεις όπου το σύνολο των χρηστών ήταν μικρότερο από 30.000, χρησιμοποιήθηκαν όλοι οι διαθέσιμοι χρήστες.

Στη συνέχεια, παρατίθεται το στιγμιότυπο MATLAB όπου φαίνεται πως εξασφαλίζω την κατανομή των χαρακτηριστικών του συνολικού dataset. Χτίζεται πρώτα ένας τυχαίος πίνακας δεικτών (randperm) που ανακατεύει όλους τους χρήστες, και έπειτα επιλέγονται οι πρώτοι 30 000 από αυτούς. Με αυτόν τον τρόπο κάθε χρήστης είχε ίση πιθανότητα να περιληφθεί, και χάρη στο νόμο των μεγάλων αριθμών, οι στατιστικές ιδιότητες (μέσες τιμές, διασπορές) του υποσυνόλου ταιριάζουν πολύ με αυτές του αρχικού συνόλου.

Εικόνα που περιέχει κείμενο, γραμματοσειρά, στιγμιότυπο οθόνης, γραμμή

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 3 (από MATLAB): Τυχαία επιλογή υποσυνόλου δεικτών χρηστών

Για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου που φτιάξαμε, κρίθηκε απαραίτητο να διαχωριστούν τα δεδομένα σε σύνολα εκπαίδευσης και επικύρωσης. Το 80% των δεδομένων χρησιμοποιήθηκε για εκπαίδευση, ενώ το υπόλοιπο 20% διατηρήθηκε για την επικύρωση της απόδοσης του μοντέλου. Το μοντέλο που χρησιμοποιήθηκε ήταν ένα απλό νευρωνικό δίκτυο δύο επιπέδων, με 32 και 16 νευρώνες αντίστοιχα, και dropout 0.4 για τη μείωση του υπερπροσαρμογής. Για να εξασφαλιστεί γρηγορότερη και πιο σταθερή εκπαίδευση, οι χωρικές συντεταγμένες των χρηστών κλιμακώθηκαν σε κοινό εύρος τιμών, αποφεύγοντας έτσι την υπερβολική επίδραση μεγάλων αριθμών. Για τον προσδιορισμό του βέλτιστου σταθμού βάσης για κάθε χρήστη, υπολογίστηκε ο σταθμός με τη μικρότερη απώλεια διαδρομής (path loss), ο οποίος χρησιμοποιήθηκε ως πραγματική τιμή αναφοράς (ground truth) για την εκπαίδευση του μοντέλου.

Η εκπαίδευση πραγματοποιήθηκε με τον αλγόριθμο Adam για 15 εποχές, με μέγεθος mini-batch 256 και ρυθμό μάθησης 0.001. Κατά την εκπαίδευση, γινόταν αξιολόγηση στο σετ επικύρωσης (validation set) κάθε 40 επαναλήψεις (iterations), ώστε να διαπιστωθεί αν το μοντέλο συνέχιζε να βελτιώνεται ή παρουσίαζε σημάδια υπερπροσαρμογής.

Η απόδοση του μοντέλου μετρήθηκε μέσω της ακρίβειας κατηγοριοποίησης, συγκρίνοντάς την με δύο απλούστερες μεθόδους κατανομής πόρων: την τυχαία κατανομή [39] και τη στρατηγική Round Robin [40]. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το μοντέλο μηχανικής μάθησης υπερείχε σημαντικά, επιτυγχάνοντας ακρίβεια περίπου 95% στην πρόβλεψη του βέλτιστου σταθμού βάσης για κάθε χρήστη. Παράλληλα, υπολογίστηκε και η μέση απώλεια τιμής(path loss) των προσεγγίσεων, με την προτεινόμενη μέθοδο να εμφανίζει σημαντικά χαμηλότερες τιμές σε σύγκριση με τις εναλλακτικές.

Στη συνέχεια, έγινε εκτίμηση του ρυθμού μετάδοσης δεδομένων (throughput) των χρηστών, λαμβάνοντας υπόψη τον συνολικό διαθέσιμο εύρος ζώνης και την απώλεια διαδρομής (path loss) κάθε χρήστη. Για τη μέθοδο μηχανικής μάθησης, η κατανομή του εύρους ζώνης (bandwidth) έγινε με βάση την αντίστροφη τιμή της απώλειας διαδρομής, εξασφαλίζοντας ότι οι χρήστες με καλύτερη σύνδεση λάμβαναν μεγαλύτερο μερίδιο του διαθέσιμου εύρους ζώνης. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το μοντέλο κατάφερε να βελτιστοποιήσει τη συνολική απόδοση του δικτύου, προσφέροντας υψηλότερο μέσο throughput σε σύγκριση με τις εναλλακτικές μεθόδους.

Τέλος, δημιουργήθηκαν μια σειρά από διαγράμματα για την ανάλυση της συμπεριφοράς του μοντέλου, συμπεριλαμβανομένων πινάκων σύγχυσης, κατανομών path loss, συγκρίσεων throughput και απεικονίσεων της χωρικής κατανομής των χρηστών. Ιδιαίτερα σημαντικό ήταν το διάγραμμα της εκχώρησης χρηστών στους σταθμούς βάσης, το οποίο ανέδειξε τις διαφορές μεταξύ της πραγματικής και της προβλεπόμενης κατανομής. Τα αποτελέσματα επιβεβαίωσαν ότι η χρήση μηχανικής μάθησης για την κατανομή πόρων μπορεί να βελτιώσει αισθητά την απόδοση του δικτύου, μειώνοντας το path loss και αυξάνοντας τη συνολική απόδοση των χρηστών.

#### 4.1.2 Εξαγωγή δεδομένων καναλιού για προσομοίωση

Η διαδικασία εξαγωγής δεδομένων καναλιού για την προσομοίωση περιλαμβάνει τη δημιουργία ενός κατάλληλου υποσυνόλου χρηστών από το συνολικό διαθέσιμο σύνολο. Ο λόγος αυτής της επιλογής είναι η μείωση του υπολογιστικού φόρτου, χωρίς να χαθεί η αντιπροσωπευτικότητα των δεδομένων. Η επιλογή του υποσυνόλου γίνεται μέσω τυχαίας δειγματοληψίας χωρίς επανάληψη, διασφαλίζοντας έτσι ότι οι χρήστες που επιλέγονται καλύπτουν διαφορετικές περιοχές του συνολικού πληθυσμού.

Στο παραπάνω απόσπασμα από το command window της MATLAB, φαίνεται πώς επιλέγονται τυχαία πέντε δείγματα από το υποσύνολο χρηστών μέσω της *randperm*, ώστε ο πίνακας να αντιπροσωπεύει αντιπροσωπευτικά τη διακύμανση των περιπτώσεων. Με τη συνάρτηση *table* συγκεντρώνονται οι συντεταγμένες (X,Y,Z), οι μετρήσεις path loss από κάθε σταθμό βάσης και η αντίστοιχη ετικέτα BestBS, αποκαλύπτοντας με ποιον σταθμό κάθε χρήστης έχει τη χαμηλότερη απώλεια σήματος.

Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, γραμματοσειρά, αριθμός

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 4 (από MATLAB): Δημιουργία και εμφάνιση πίνακα τυχαίων δειγμάτων

Με αυτόν τον τρόπο ο αναγνώστης βλέπει άμεσα τη δομή των δεδομένων, αλλά και τη μεταβλητότητα των βέλτιστων σταθμών βάσης στο δείγμα.

Για κάθε χρήστη του υποσυνόλου συλλέγονται οι τιμές απώλειας διαδρομής (path loss) από τέσσερις σταθμούς βάσης. Οι τιμές αυτές συγκρίνονται μεταξύ τους, ώστε να εντοπιστεί ποιος σταθμός παρέχει τη χαμηλότερη απώλεια διαδρομής. Ο σταθμός βάσης με τη μικρότερη τιμή θεωρείται ως η βέλτιστη για τον συγκεκριμένο χρήστη, και αυτή η πληροφορία καταγράφεται ως η επιθυμητή έξοδος, η οποία θα χρησιμοποιηθεί στη συνέχεια για την εκπαίδευση του μοντέλου ταξινόμησης.

Στη συνέχεια, παρατίθεται το στιγμιότυπο MATLAB όπου υπολογίζει τη βέλτιστη βάση εξυπηρέτησης για κάθε χρήστη, με βάση την ελάχιστη τιμή path loss μεταξύ των τεσσάρων σταθμών βάσης. Η μεταβλητή *bestBS\_sub\_num* περιέχει την αριθμητική αναπαράσταση της βάσης με τη χαμηλότερη απώλεια για κάθε εγγραφή του υποσυνόλου χρηστών.



Εικόνα 5 (από MATLAB): Καθορισμός ground truth με ελάχιστο path-loss

Αφού ολοκληρωθεί η παραπάνω διαδικασία, πραγματοποιείται κανονικοποίηση των χωρικών συντεταγμένων των χρηστών. Με τον όρο «κανονικοποίηση» εννοούμε τον μετασχηματισμό των χωρικών συντεταγμένων σε κοινή κλίμακα ώστε καμία διάσταση να μην υπερισχύει λόγω μεγαλύτερων αριθμητικών τιμών. Η κανονικοποίηση εφαρμόζεται ξεχωριστά σε κάθε διάσταση (x, y, z), με βάση τη μέση τιμή και την τυπική απόκλιση του υποσυνόλου. Ο σκοπός είναι η μετατροπή των χαρακτηριστικών σε μια κοινή κλίμακα, ώστε να αποφευχθούν στρεβλώσεις κατά την εκπαίδευση του μοντέλου και να βελτιωθεί η γενικότερη απόδοσή του.

Στη συνέχεια, παρατίθεται το στιγμιότυπο MATLAB όπου υπολογίζονται πρώτα οι μέσες τιμές και οι τυπικές αποκλίσεις των συντεταγμένων κάθε διάστασης, και στη συνέχεια εφαρμόζεται η κανονικοποίηση ώστε κάθε διάσταση (x, y, z) να έχει μέση τιμή 0 και διασπορά 1.

Εικόνα που περιέχει κείμενο, γραμματοσειρά, στιγμιότυπο οθόνης

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 6 (από MATLAB): Κανονικοποίηση συντεταγμένων

Τα κανονικοποιημένα δεδομένα συνδυάζονται με τις αντίστοιχες ετικέτες των βέλτιστων βάσεων και σχηματίζεται έτσι ένα σύνολο δεδομένων κατάλληλο για μοντέλα μηχανικής μάθησης. Το σύνολο αυτό διαχωρίζεται σε δύο μέρη: ένα για εκπαίδευση και ένα για επικύρωση. Η κατανομή είναι τυχαία και ακολουθεί αναλογία 80% προς 20%, επιτρέποντας την αντικειμενική αξιολόγηση του μοντέλου σε δεδομένα που δεν έχει προηγουμένως επεξεργαστεί.

Στο τελικό στάδιο, με βάση τις προβλέψεις του μοντέλου, υπολογίζεται η απώλεια σήματος για τον επιλεγμένο σταθμό βάσης ανά χρήστη. Η μέση τιμή της απώλειας διαδρομής αποτελεί έναν επιπλέον δείκτη απόδοσης, πέρα από την καθαρή ακρίβεια ταξινόμησης. Κατά συνέπεια, η εξαγωγή δεδομένων δεν σταματά στη δημιουργία εισόδων και στόχων αλλά περιλαμβάνει επίσης την αξιολόγηση της ποιότητας των προβλέψεων, εξασφαλίζοντας ότι το σύστημα λειτουργεί αποδοτικά στην πράξη.

### 4.2 Ανάπτυξη του μοντέλου της μηχανικής μάθησης στη MATLAB

#### 4.2.1 Επιλογή και διαμόρφωση του αλγορίθμου μηχανικής μάθησης

Στόχος της διπλωματικής εργασίας είναι η δημιουργία ενός μοντέλου να προβλέψει για κάθε χρήστη τον πλέον κατάλληλο σταθμό βάσης, ώστε να βελτιστοποιείται η απόδοση του δικτύου. Η προσέγγιση αυτή, όπως διαμορφώθηκε στον κώδικα που εφαρμόσαμε στη MATLAB, επιλέχθηκε να υλοποιηθεί με ένα σχετικά ελαφρύ και ευέλικτο νευρωνικό δίκτυο ταξινόμησης. Η θεμελιώδης ιδέα είναι να μετατρέπεται η ανάθεση πόρων σε πρόβλημα ταξινόμησης πολλαπλών κλάσεων: αφού υπάρχουν πολλοί διαθέσιμοι σταθμοί βάσης, ο αλγόριθμος καλείται να «αποφασίσει» ποιος σταθμός ταιριάζει καλύτερα σε κάθε σημείο του δικτύου.

Η αντιμετώπιση του προβλήματος κατανομής πόρων σε ένα 5G δίκτυο ως πρόβλημα ταξινόμησης, όπου κάθε χρήστης κατηγοριοποιείται στον βέλτιστο σταθμό βάσης, ενισχύεται από την ύπαρξη πραγματικών δεδομένων καναλιού που έχουν ήδη υποβληθεί σε προκαταρκτική επεξεργασία. Εδώ, κάθε χρήστης συσχετίζεται με τη βέλτιστη κεραία, οπότε η εκπαίδευση προχωρά με βάση δείγματα εισόδου (θέση ή άλλα κρίσιμα χαρακτηριστικά) και μία διακριτή ετικέτα (τον σταθμό που υπερισχύει). Στη MATLAB, αυτό υλοποιήθηκε αρχικά με καθορισμό όλων των κλάσεων και κατασκευή του δικτύου με κρυφά επίπεδα πλήρους διασύνδεσης (fully connected). Συγκεκριμένα, ορίστηκαν τέσσερις κλάσεις, μία για κάθε σταθμό βάσης (BS2, BS5, BS12, BS13), οι οποίες αντιστοιχούν στον σταθμό που παρέχει τη μικρότερη απώλεια διαδρομής (path loss) σε κάθε χρήστη. Με αυτόν τον τρόπο, για κάθε δείγμα εισόδου το μοντέλο έχει την δυνατότητα να ταξινομεί τον χρήστη στην κατηγορία του βέλτιστου σταθμού βάσης. Το πρώτο και το δεύτερο επίπεδο αξιοποιούν μια στοιχειώδη αλλά επαρκή διάταξη νευρώνων, στην οποία μεσολαβεί συνάρτηση ενεργοποίησης ReLU, ώστε να ληφθούν υπόψη οι μη γραμμικές συσχετίσεις. Συγκεκριμένα, εννοούμε τις σύνθετες, μη αναλογικές σχέσεις που συνδέουν τις τριδιάστατες συντεταγμένες των χρηστών με τις ιδιότητες του καναλιού, όπως η ύπαρξη πολλαπλών διαδρομών και η απόσβεση από υλικά, οι οποίες καθορίζουν ποιος σταθμός βάσης προσφέρει τελικά την καλύτερη κάλυψη. Επιπλέον, πριν το τελικό επίπεδο εξόδου, υπάρχει μια στοιβάδα που εφαρμόζει την απόρριψη(dropout), συμβάλλοντας στη βελτίωση της γενίκευσης του μοντέλου και την αποφυγή της υπερεκπαίδευσης.

Στη συνέχεια, παρατίθεται το στιγμιότυπο MATLAB όπου ορίζονται η αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου (layers) και οι παράμετροι εκπαίδευσης (trainingOptions), συμπεριλαμβανομένων του αριθμού εποχών, του ρυθμού μάθησης και του μεγέθους batch.

Εικόνα που περιέχει κείμενο, γραμματοσειρά, στιγμιότυπο οθόνης, έγγραφο

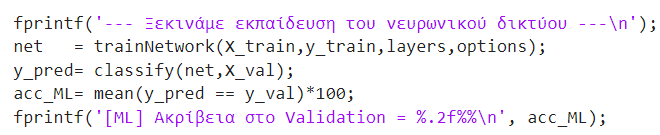
Το περιεχόμενο που δημιουργείται από τεχνολογία AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 7 (από MATLAB): Ορισμός αρχιτεκτονικής νευρωνικού δικτύου

Κατά τη διαμόρφωση του αλγορίθμου, η διαδικασία εκπαίδευσης έπρεπε να εκτελεστεί αρκετά γρήγορα, εφόσον ο όγκος των χρηστών ήταν ιδιαίτερα μεγάλος. Γι’ αυτόν τον λόγο, ρυθμίστηκαν παράμετροι όπως το πλήθος των εποχών και ο ρυθμός μάθησης σε επίπεδα που βοηθούν το δίκτυο να συγκλίνει ομαλά, χωρίς να παρουσιάζει αλλεπάλληλα σκαμπανεβάσματα σε κάθε βήμα. Παράλληλα, ορίστηκε ξεχωριστό τμήμα δεδομένων για επικύρωση (validation), προκειμένου να παρακολουθείται η τάση του δικτύου καθώς προσαρμόζει τα βάρη του. Η παρατήρηση της απόδοσης στο σύνολο επικύρωσης υποδεικνύει πότε το δίκτυο έχει πλέον μάθει τις δομές των δεδομένων και πότε κινδυνεύει να εγκλωβιστεί σε ιδιαιτερότητες του δείγματος.

Στο κύριο σώμα του κώδικα που αναπτύχθηκε, μετά την αρχικοποίηση και τη φόρτωση των δεδομένων, ορίστηκαν οι συντεταγμένες ως είσοδος του δικτύου. Το μοντέλο επιστρέφει πιθανότητες που αντιστοιχούν σε κάθε σταθμό βάσης. Η κλάση με τη μεγαλύτερη πιθανότητα θεωρείται ότι είναι η «απόφαση» του μοντέλου, δηλαδή ο βέλτιστος σταθμός για εκείνο το σημείο. Στη συνέχεια, υπολογίζονται βασικοί δείκτες επίδοσης, ώστε να διαπιστωθεί κατά πόσο η προτεινόμενη λύση πράγματι βελτιώνει την ανάθεση σε σχέση με πιο αφελείς ή παραδοσιακές προσεγγίσεις κατανομής πόρων όπως η τυχαία κατανομή πόρων (Random) και η κατανομή με κυκλική εναλλαγή χρηστών (Round-Robin). Το μοντέλο με δύο επίπεδα των 32 και 16 νευρώνων έχει επιλεγεί ακριβώς γιατί οι είσοδοι (όπως οι χωρικές συντεταγμένες) δεν είναι πολλές, επιτρέποντας στο δίκτυο να καταστεί αποτελεσματικό χωρίς περίπλοκα σχήματα ή πολύ μεγάλο βάθος. Αν, αντίθετα, απαιτούσαμε ανάλυση περισσότερων μεταβλητών (π.χ. γωνιών άφιξης, χρονικής μεταβλητότητας του καναλιού ή επιπρόσθετων περιβαλλοντικών παραγόντων), θα χρειαζόταν πιθανώς μια βαθύτερη αρχιτεκτονική νευρωνικών δικτύων.

Στη συνέχεια, παρατίθεται το στιγμιότυπο MATLAB όπου πραγματοποιείται η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου και ακολουθεί η ταξινόμηση στο σύνολο επικύρωσης, υπολογίζοντας εν συνεχεία την τελική ακρίβεια του μοντέλου.



Εικόνα 8 (από MATLAB): Εκπαίδευση και αξιολόγηση του δικτύου

Ουσιαστικά, η επιλογή του αλγορίθμου έγινε βάσει της ευκολίας υλοποίησης, της δυνατότητας να επεξεργάζεται μια αρκετά μεγάλη βάση χρηστών και του γεγονότος ότι οι συντεταγμένες μπορούν να λειτουργήσουν ως βασικό προβλεπτικό σήμα για την επιλογή κεραίας. Η διαμόρφωση περιλάμβανε τη ρύθμιση του μεγέθους των κρυφών επιπέδων, του ρυθμού εκπαίδευσης και της διαδικασίας επικύρωσης, προκειμένου το μοντέλο να μπορεί να αποτυπώσει τις συνθήκες του καναλιού που έχουν ήδη μελετηθεί. Έτσι, το τελικό αποτέλεσμα είναι ένας ενδιάμεσος αλλά πολύ καθοριστικός κρίκος στη ροή της ανάλυσης, μιας και μετά την ολοκλήρωση της εκπαίδευσης το σύστημα είναι σε θέση να αναλάβει αυτόνομα την ανάθεση σταθμών σε κάθε χρήστη και, κατ’ επέκταση, την αποτελεσματικότερη διαχείριση των πόρων του δικτύου.

#### 4.2.2 Εισαγωγή δεδομένων από το DeepMIMO στη MATLAB

Τα δεδομένα καναλιού έχουν εξαχθεί από το DeepMIMO και είναι πλέον διαθέσιμα προς χρήση. Στη συνέχεια περιγράφουμε τη διαδικασία εισαγωγής αυτών των δεδομένων στο περιβάλλον της MATLAB, με στόχο την προετοιμασία τους για εκπαίδευση μοντέλου μηχανικής μάθησης. Η διαδικασία ξεκινά με τη φόρτωση των αρχείων που αντιστοιχούν στις απώλειες διαδρομής για κάθε σταθμό βάσης. Οι πληροφορίες αυτές προέρχονται από αρχεία τύπου “.mat”, τα οποία περιέχουν τιμές path loss, με κάθε αρχείο να αναπαριστά διαφορετική τοποθεσία εκπομπής. Στη συνέχεια, διασφαλίζεται ότι κάθε χρήστης διαθέτει τις σχετικές τιμές απώλειας για όλους τους σταθμούς βάσης, ώστε να δημιουργηθεί ένας ενιαίος πίνακας ή συστοιχία που συγκεντρώνει τα δεδομένα σε ενιαία μορφή. Επιπλέον, εισάγονται οι συντεταγμένες (x, y, z) των χρηστών και των σταθμών βάσεων, οι οποίες παρέχουν γεωμετρική πληροφορία για την ακριβή χωρική διάταξη του σεναρίου.

Μόλις συνδυαστούν οι τιμές απώλειας και οι συντεταγμένες, κάθε χρήστης συνδέεται με το δικό του διάνυσμα path loss, ενώ διατηρούνται παράλληλα τα πρωτογενή δεδομένα θέσης που χρειάζονται για την επεξεργασία ή τη μοντελοποίηση του καναλιού. Η διαδικασία αυτή επιτρέπει στη συνέχεια τον ορισμό του «βέλτιστου» σταθμού βάσης βάσει της μικρότερης απώλειας διαδρομής ή οποιουδήποτε άλλου κριτηρίου θέλουμε να αξιοποιήσουμε (π.χ. μέγιστη λαμβανόμενη ισχύς). Έτσι διαμορφώνεται ένας ενιαίος χώρος δεδομένων, με τις αντίστοιχες ετικέτες που δηλώνουν ποιος σταθμός βάσης εξυπηρετεί καλύτερα τον κάθε χρήστη. Σε αυτό το ενιαίο σύνολο πληροφοριών βασίζεται έπειτα οποιοσδήποτε αλγόριθμος μηχανικής μάθησης, επιτρέποντας την πρόβλεψη, την ταξινόμηση ή την εκπαίδευση νευρωνικών μοντέλων που αποσκοπούν στη βελτιστοποίηση της ανάθεσης πόρων.

Σε πρακτικό επίπεδο, αφού ολοκληρωθεί η εισαγωγή στη MATLAB, τα δεδομένα οργανώνονται συνήθως σε δομές πίνακα, ώστε να τροφοδοτούνται απευθείας στις ενσωματωμένες λειτουργίες εκπαίδευσης και αξιολόγησης χωρίς επιπλέον μετατροπές, απλοποιώντας τη ροή εργασίας και μειώνοντας τα λάθη. Σχεδόν πάντα ακολουθεί ένα στάδιο περιορισμένης προεπεξεργασίας, όπως η βασική κανονικοποίηση των χωρικών συντεταγμένων, ώστε οι είσοδοι των μοντέλων να έχουν ομοιογενή κλίμακα. Έτσι, κάθε δείγμα του dataset αξιοποιείται για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση του μοντέλου, επιτρέποντάς του να μάθει να επιλέγει την πιο αποτελεσματική κατανομή πόρων και να ρυθμίζει κρίσιμες παραμέτρους επικοινωνίας σε σύνθετα MIMO σενάρια. Με τον τρόπο αυτό, τα δεδομένα του DeepMIMO διασφαλίζουν έναν αποδοτικό και ρεαλιστικό τρόπο προσομοίωσης της πραγματικής λειτουργίας ενός δικτύου.

#### 4.2.3 Εκπαίδευση και αξιολόγηση του μοντέλου μηχανικής μάθησης

Αφού τα δεδομένα έχουν ήδη οργανωθεί κατάλληλα και είναι προσπελάσιμα για την υλοποίηση της ανάλυσης, το επόμενο βήμα αφορά την εκπαίδευση του αλγορίθμου μηχανικής μάθησης που θα προβλέπει ή θα αποφασίζει την καταλληλότερη ανάθεση πόρων. Στην περίπτωση ενός ταξινομητή για την επιλογή σταθμού βάσης, το μοντέλο μαθαίνει να συσχετίζει τα χαρακτηριστικά εισόδου (π.χ. συντεταγμένες του χρήστη) με τις ετικέτες εξόδου (τον σταθμό βάσης που προσφέρει τη βέλτιστη απόδοση). Σε περιβάλλοντα όπως τη MATLAB, ορισμένες κλασικές επιλογές μοντέλων είναι τα πλήρως συνδεδεμένα νευρωνικά δίκτυα (fully connected networks), όπου οι παράμετροι εκπαίδευσης (π.χ. ρυθμός εκμάθησης, πλήθος εποχών και μέγεθος παρτίδας) καθορίζονται έτσι ώστε να επιτυγχάνεται μια ισορροπία μεταξύ ταχύτητας εκπαίδευσης και ακρίβειας.

Κατά τον καθορισμό της αρχιτεκτονικής του νευρωνικού δικτύου, οι στρώσεις (layers) ευθύνονται για τη σταδιακή μεταμόρφωση των εισόδων σε προβλέψεις. Για παράδειγμα, οι πρώτες στρώσεις αναλαμβάνουν την εξαγωγή βασικών μοτίβων, ενώ οι επόμενες εστιάζουν στη σύνθεσή τους, προκειμένου στο τελικό στάδιο να παραχθεί μία κατανομή πιθανοτήτων για όλες τις πιθανές κατηγορίες (δηλαδή τους διαφορετικούς σταθμούς βάσης). Η εισαγωγή λειτουργιών όπως η απόρριψη (dropout) μπορεί να λειτουργήσει ευεργετικά για την αντιμετώπιση της υπερεκμάθησης, μειώνοντας την εξάρτηση του δικτύου από συγκεκριμένους κόμβους κατά την εκπαίδευση. Επιπρόσθετα, η επιλογή μιας συνάρτησης ενεργοποίησης (π.χ. ReLU) που προσφέρει ταχεία σύγκλιση διευκολύνει την προσαρμογή του μοντέλου στα σύνθετα μοτίβα του ασύρματου καναλιού.

Κατά την εκπαίδευση, ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης (π.χ. Adam) ενημερώνει διαδοχικά τους βάρους του δικτύου, χρησιμοποιώντας το σφάλμα που υπολογίζει η συνάρτηση κόστους σε κάθε επανάληψη. Η διαδικασία αυτή ολοκληρώνεται σε περισσότερες από μία εποχές (epochs), έτσι ώστε το δίκτυο να συναντήσει αρκετές φορές τα δεδομένα και να βελτιώσει προοδευτικά την ικανότητά του στην ταξινόμηση. Σε τακτά διαστήματα υπολογίζεται και μια μέτρηση απόδοσης (π.χ. ακρίβεια ή απώλεια σφάλματος) πάνω σε δείγματα που έχουν κρατηθεί εκτός εκπαίδευσης, ώστε να ελέγχεται αν το μοντέλο αφομοιώνει τις γενικές τάσεις των δεδομένων ή αν κινδυνεύει να υπερεκπαιδευτεί.

Μετά το πέρας της εκπαίδευσης, ακολουθεί η πιο λεπτομερής φάση αξιολόγησης της ικανότητας του μοντέλου. Για την αποτίμηση της απόδοσής του ως ταξινομητή, είναι ιδιαίτερα χρήσιμη η παρουσίαση των αποτελεσμάτων μέσα από έναν πίνακα σύγχυσης (confusion matrix). Ο πίνακας αυτός απεικονίζει πόσο συχνά το μοντέλο αναγνωρίζει σωστά ή λανθασμένα τις κατηγορίες, φανερώνοντας και τα μοτίβα πιθανής σύγχυσης μεταξύ σταθμών βάσης που έχουν παρόμοια χαρακτηριστικά καναλιού. Πέρα από την ακρίβεια, η διερεύνηση της μέσης ή της ολικής τιμής μιας φυσικής ποσότητας, όπως το path loss ή το συνολικό Throughput, συνιστά σημαντικό κριτήριο για το πόσο αποτελεσματικό είναι το μοντέλο στη διαχείριση των ραδιοπόρων. Για παράδειγμα, αν το ποσοστό ταξινόμησης είναι υψηλό αλλά συνοδεύεται από υποδεέστερες τιμές Throughput, υπάρχει ενδεχόμενο το μοντέλο να δίνει έμφαση στην ορθότητα της ταξινόμησης δίχως όμως να βελτιστοποιεί το σύστημα συνολικά.

Συνολικά, η εκπαίδευση και η αξιολόγηση του μοντέλου αποτελούν αλληλένδετες διαδικασίες. Μέσω κατάλληλα επιλεγμένων παραμέτρων, σωστής ρύθμισης του δικτύου, αλλά και διεξοδικών δοκιμών σε τμήμα δεδομένων που δεν έχει χρησιμοποιηθεί κατά την εκπαίδευση, επιβεβαιώνεται ότι το μοντέλο είναι ικανό να αντιμετωπίσει τα πολυδιάστατα σενάρια ενός MIMO περιβάλλοντος. Τα συμπεράσματα που προκύπτουν στο στάδιο αυτό χρησιμεύουν συχνά για να προτείνουν βελτιώσεις είτε στη δομή του δικτύου είτε στις πολιτικές ανάθεσης πόρων που εφαρμόζονται, έτσι ώστε το σύστημα να προσαρμόζεται ικανοποιητικά ακόμη και σε ραγδαία μεταβαλλόμενες συνθήκες καναλιού.

### 4.3 Δυναμική και Προσαρμοστική Κατανομή Πόρων

Μετά την ολοκλήρωση της εκπαίδευσης, το εκπαιδευμένο μοντέλο δύο επιπέδων χρησιμοποιείται άμεσα για τον καθορισμό της κατανομής των διαθέσιμων πόρων(εύρος ζώνης, ισχύς εκπομπής και κατευθυντικότητα κεραίας) σε κάθε χρήστη, με στόχο τη μεγιστοποίηση της συνολικής απόδοσης του δικτύου. Αντί για προκαθορισμένες πολιτικές, η ανάθεση βασίζεται στις προβλέψεις του μοντέλου για το ποιος σταθμός βάσης θα προσφέρει την καλύτερη σύνδεση, διασφαλίζοντας γρήγορη προσαρμογή σε μεταβαλλόμενες συνθήκες καναλιού.

Κατά την εκτέλεση, οι πιθανότητες που παράγει το δίκτυο χρησιμοποιούνται για να υπολογιστούν τα μερίδια εύρους ζώνης και ισχύος κάθε χρήστη, ακολουθώντας αρχές αναλογικής δικαιοσύνης (proportional fairness) ώστε η κατανομή να γίνεται ομαλά και χωρίς απότομες μεταβολές. Αυτό σημαίνει ότι οι πόροι αποδίδονται αναλογικά στην πιθανότητα κάθε σταθμού να είναι βέλτιστος, με ελεγχόμενα βήματα ώστε να αποφεύγονται απότομες αλλαγές και να διατηρείται η ομαλότητα της υπηρεσίας.

Παράλληλα, το σύστημα παρακολουθεί σε πραγματικό χρόνο βασικές μετρικές απόδοσης, όπως ρυθμό μετάδοσης και καθυστέρηση και επανεισάγει αυτές τις πληροφορίες στο μοντέλο ως ανατροφοδότηση. Αυτή η διαδικασία έχει ως αποτέλεσμα, οι πολιτικές ανάθεσης πόρων βελτιώνονται συνεχώς, χωρίς να απαιτείται επανεκπαίδευση από την αρχή, και προσαρμόζονται τόσο σε βραχυπρόθεσμες διακυμάνσεις όσο και σε μακροχρόνιες μεταβολές του δικτύου. Με τον όρο «πολιτικές ανάθεσης πόρων» εννοούμε το σύνολο των κανόνων και αλγορίθμων που καθορίζουν πώς ακριβώς μοιράζεται το διαθέσιμο εύρος ζώνης, η ισχύς εκπομπής και οι λοιποί πόροι μεταξύ των χρηστών. Πρόκειται δηλαδή για τις μεθόδους (π.χ. proportional fairness, Round-Robin, ML-based) και τις παραμέτρους τους που ορίζουν την τελική κατανομή σε κάθε χρονική στιγμή.

Για να διασφαλιστεί δίκαιη μεταχείριση όλων των χρηστών, το πλαίσιο ορίζει ελάχιστα επίπεδα ποιότητας υπηρεσίας (QoS thresholds), αποφεύγοντας την περιθωριοποίηση συνδέσεων με χαμηλότερη απώλεια διαδρομής και διατηρώντας ικανοποιητική εμπειρία ακόμη και στις πιο απομακρυσμένες ή δυσπρόσιτες περιοχές. Επιπλέον, μέσω διαδικασιών συνεχούς μάθησης (online learning), το μοντέλο ενημερώνεται περιοδικά με τα νεότερα δεδομένα πεδίου, καθιστώντας το ευέλικτο στην αντιμετώπιση τόσο της εποχικής κίνησης όσο και των αλλαγών στη διαμόρφωση του τοπικού περιβάλλοντος.

Με αυτήν την προσέγγιση, η ανάθεση πόρων γίνεται ένας συνεχής, προσαρμοστικός κύκλος: προβλέψεις, εφαρμογή, μέτρηση επιδόσεων και άμεση ανατροφοδότηση, που εξασφαλίζει υψηλή ποιότητα υπηρεσίας, φασματική αποδοτικότητα και αξιοπιστία ακόμη και σε πολύπλοκα, δυναμικά 5G MIMO σενάρια.

# 5. Αποτελέσματα και ανάλυση

### 5.1 Παρουσίαση των πειραματικών αποτελεσμάτων για ανάθεση πόρων

Η αποδοτικότητα της ανάθεσης πόρων σε ένα περιβάλλον 5G δικτύου αξιολογείται συγκρίνοντας διαφορετικές μεθόδους ταξινόμησης χρηστών σε σταθμούς βάσης. Η μέθοδος μηχανικής μάθησης (ML) αξιοποιεί τα γεωμετρικά χαρακτηριστικά των χρηστών και μέσω επίβλεψης επιχειρεί να προβλέψει τη βέλτιστη βάση εξυπηρέτησης για κάθε χρήστη, δηλαδή αυτή με τη μικρότερη τιμή path loss. Το μοντέλο εκπαιδεύεται με βάση την ετικέτα «ground truth», που προκύπτει ως ο δείκτης της βάσης με την ελάχιστη απώλεια σήματος, μεταξύ τεσσάρων βάσεων (BS2, BS5, BS12, BS13). Ως σημείο αναφοράς για σύγκριση χρησιμοποιούνται δύο απλούστερες μέθοδοι: τυχαία κατανομή (Random) και κυκλική (Round-Robin). Τα δεδομένα χωρίστηκαν σε σύνολο εκπαίδευσης (80%) και επικύρωσης (20%).

Στη συνέχεια, παρατίθεται το στιγμιότυπο MATLAB όπου απεικονίζεται ο ορισμός της αρχιτεκτονικής του νευρωνικού δικτύου, καθώς και οι παράμετροι εκπαίδευσης και η διαδικασία υπολογισμού της ακρίβειας στο validation set.

Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, γραμματοσειρά, έγγραφο

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από τεχνολογία AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 9 (από MATLAB): Ορισμός και εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου

Για να αξιολογηθεί η ακρίβεια του ταξινομητή στο σύνολο επικύρωσης) validation set, δημιουργήθηκε ένα διάγραμμα σύγχυσης (confusion matrix), ο οποίος απεικονίζει τη σύγκριση μεταξύ των πραγματικών τιμών και των προβλέψεων του μοντέλου. Η διαγώνιος του πίνακα εκφράζει τα σωστά ταξινομημένα δείγματα, ενώ οι τιμές εκτός διαγωνίου αντιπροσωπεύουν σφάλματα. Το αποτέλεσμα έδειξε ότι το δίκτυο αναγνώρισε σωστά τις περισσότερες περιπτώσεις με ακρίβεια 99.55%, γεγονός που καταδεικνύει εξαιρετική γενίκευση του μοντέλου στο validation set.

Στη συνέχεια, παρατίθεται το στιγμιότυπο MATLAB όπου παρουσιάζεται η δημιουργία του confusion matrix μέσω της συνάρτησης confusionchart, με κανονικοποίηση τόσο κατά γραμμή όσο και κατά στήλη. Επιπλέον, μέσω της εντολής title εμφανίζεται και η συνολική ακρίβεια του μοντέλου στο validation set.

Εικόνα που περιέχει κείμενο, γραμματοσειρά, στιγμιότυπο οθόνης, πασχαλιά

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από τεχνολογία AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 10α (από MATLAB): Πίνακας σύγχυσης για τη μηχανική μάθηση

Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, αριθμός, διάγραμμα

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από τεχνολογία AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 10β (από MATLAB): Πίνακας σύγχυσης για τη μηχανική μάθηση

Παρατηρείται πως κάθε τάξη, δηλαδή κάθε σταθμό βάσης(Base Station-BS) έχει ποσοστά επιτυχίας άνω του 99%, με ελάχιστη διαρροή προς λανθασμένες προβλέψεις. Το γεγονός ότι οι στήλες και οι γραμμές είναι κανονικοποιημένες προσφέρει καθαρή κατανόηση της ταξινομητικής συμπεριφοράς ανά κλάση. Κανονικοποιημένες στήλες και γραμμές σημαίνει ότι κάθε τιμή του πίνακα διαιρείται με το άθροισμα των τιμών της αντίστοιχης γραμμής ή στήλης, ώστε να μετατρέπεται σε ποσοστό. Έτσι, μπορούμε να δούμε άμεσα το ποσοστό σωστών και λανθασμένων ταξινομήσεων για καθεμία από τις πραγματικές ή προβλεπόμενες κλάσεις, ανεξάρτητα από τον συνολικό αριθμό δειγμάτων. Το μοντέλο επιτυγχάνει να "μάθει" τον συσχετισμό μεταξύ των κανονικοποιημένων συντεταγμένων (x, y, z) των χρηστών και του βέλτιστου BS.

Στη συνέχεια, παρατίθεται το στιγμιότυπο MATLAB όπου δημιουργείται ραβδόγραμμα σύγκρισης της ακρίβειας μεταξύ των τριών μεθόδων ανάθεσης (Random, Round-Robin και ML). Η ακρίβεια υπολογίζεται εκ των προτέρων και απεικονίζεται μέσω της εντολής bar, με σαφή οπτικό διαχωρισμό ανά μέθοδο και την κατάλληλη επισήμανση του άξονα και του τίτλου διαγράμματος.

Εικόνα που περιέχει κείμενο, γραμματοσειρά, στιγμιότυπο οθόνης, γραμμή

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από τεχνολογία AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 11α (από MATLAB): Σύγκριση ακρίβειας μεθόδων

Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, λογισμικό, οθόνη

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από τεχνολογία AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 11β (από MATLAB): Σύγκριση ακρίβειας μεθόδων

Αμέσως μετά, υπολογίστηκε το ποσοστό ακρίβειας (accuracy) για καθεμία από τις τρεις μεθόδους ταξινόμησης: Random, Round-Robin και ML. Η ML πέτυχε 99.55%, ενώ οι άλλες δύο κυμάνθηκαν περίπου στο 25%. Αυτό είναι αναμενόμενο, αφού χωρίς καμία γνώση για τις γεωμετρικές ή ραδιολογικές συνθήκες, τόσο η τυχαία όσο και η κυκλική μέθοδος δεν έχουν λόγο να καταλήξουν στη σωστή επιλογή πιο συχνά από το 1/4.

Η συγκριτική ανάλυση απεικονίζεται στο ακόλουθο διάγραμμα ράβδων, όπου η διαφορά απόδοσης είναι εντυπωσιακή. Το ML μοντέλο εμφανίζει τέσσερις φορές καλύτερη απόδοση σε σχέση με τις υπόλοιπες μεθόδους, καθιστώντας το πιο αξιόπιστο για χρήση σε πραγματικές συνθήκες ανάθεσης πόρων.

Παρότι η ακρίβεια είναι κρίσιμη, η τελική ποιότητα υπηρεσίας ενός δικτύου καθορίζεται από το επίπεδο path loss που βιώνουν οι χρήστες. Γι’ αυτό, εξετάστηκε η κατανομή του path loss για κάθε μέθοδο ανάθεσης. Χρησιμοποιήθηκε boxplot που αναδεικνύει τα στατιστικά χαρακτηριστικά (διάμεσος, quartiles, outliers) για κάθε μέθοδο στο validation set. Η ML μέθοδος παρουσίασε αισθητά χαμηλότερη διάμεσο τιμή, αλλά και μικρότερη διασπορά, κάτι που υποδηλώνει πιο συνεπή και σταθερή ποιότητα σύνδεσης.

Ιδιαίτερα σημαντικό εύρημα είναι ότι η ML μέθοδος δεν μόνο ελαχιστοποιεί το μέσο path loss, αλλά εξαλείφει σχεδόν τελείως τις ακραίες υψηλές τιμές (τα outliers). Οι χρήστες που εξυπηρετούνται από την ML λύση διατηρούν σταθερό επίπεδο λήψης, κάτι που μεταφράζεται σε λιγότερες αποτυχίες σύνδεσης και υψηλότερη εμπιστοσύνη στο σύστημα.

Στη συνέχεια, παρατίθεται το στιγμιότυπο MATLAB όπου δημιουργείται διάγραμμα boxplot για τη σύγκριση της κατανομής της απώλειας διαδρομής στις τρεις μεθόδους ανάθεσης. Με τη χρήση της συνάρτησης boxplot, απεικονίζονται βασικά στατιστικά όπως διάμεσος, εύρος τιμών και outliers(ακραίες τιμές), επιτρέποντας την οπτική αξιολόγηση της ποιότητας σύνδεσης που προσφέρει κάθε μέθοδος.

Εικόνα που περιέχει κείμενο, γραμματοσειρά, στιγμιότυπο οθόνης, πασχαλιά

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από τεχνολογία AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 12α (από MATLAB): Διάγραμμα κατανομής απώλειας διαδρομής

Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, οθόνη, διάγραμμα

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από τεχνολογία AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.  
Εικόνα 12β (από MATLAB): Διάγραμμα κατανομής απώλειας διαδρομής

Η συνολική σύγκριση των τιμών path loss για κάθε μέθοδο συμπληρώνεται με τον υπολογισμό της μέσης τιμής (mean path loss) στο validation set. Αυτή η παράμετρος επιτρέπει μια γρήγορη, αριθμητική αξιολόγηση του συστήματος, χωρίς να χάνεται σε επιμέρους στατιστικά. Η μέθοδος μηχανικής μάθησης κατέγραψε μέση απώλεια διαδρομής περίπου 80 dB, ενώ οι Random και Round-Robin κινήθηκαν άνω των 220 dB, γεγονός που επιβεβαιώνει πως το μοντέλο καταφέρνει να κατευθύνει σχεδόν όλους τους χρήστες προς πιο "ποιοτικές" βάσεις.

Η διαφορά αυτή δεν είναι μόνο στατιστικά σημαντική, αλλά πρακτικά καθοριστική. Ένα χαμηλότερο path loss σημαίνει υψηλότερη ληφθείσα ισχύ, λιγότερες απαιτήσεις σε αναμετάδοση, και συνολικά πιο αποδοτική χρήση του φάσματος. Η χρήση της ML κατανομής μειώνει την "κακή εξυπηρέτηση", ενισχύοντας τη συνολική εμπειρία των χρηστών και αυξάνοντας τη σταθερότητα του δικτύου.

Στη συνέχεια, παρατίθεται το στιγμιότυπο MATLAB όπου απεικονίζεται η δημιουργία ραβδογράμματος που συγκρίνει τη μέση τιμή της απώλειας διαδρομής για κάθε μέθοδο ανάθεσης. Η μεταβλητή meanPLs συγκεντρώνει τις τιμές για ML, Random και Round-Robin, και με χρήση της εντολής bar προβάλλεται αριθμητικά η συνολική απόδοση κάθε προσέγγισης όσον αφορά την ποιότητα του καναλιού.

**Εικόνα που περιέχει κείμενο, γραμματοσειρά, στιγμιότυπο οθόνης, γραμμή

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από τεχνολογία AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.**

Εικόνα 13α (από MATLAB): Μέση απώλεια διαδρομής

**Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, λογισμικό, οθόνη

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από τεχνολογία AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.**

Εικόνα 13β (από MATLAB): Μέση απώλεια διαδρομής

Μετά τη μελέτη του path loss, αξιολογήθηκε η απόδοση του συστήματος σε επίπεδο φασματικής αποτελεσματικότητας, δηλαδή το μέσο throughput ανά χρήστη, όπως αυτό προκύπτει από τη θεωρητική χωρητικότητα καναλιού (Shannon). Χρησιμοποιώντας την τιμή path loss και το αποδοθέν εύρος ζώνης, υπολογίστηκε το θεωρητικό bitrate κάθε χρήστη και συγκρίθηκε μεταξύ των μεθόδων. Το αποτέλεσμα ήταν η ML μέθοδος να ξεπεράσει τα 0.5 Mbps κατά μέσο όρο, έναντι μόλις 0.1 Mbps των άλλων. Τα αποτελέσματα προέκυψαν από προσομοίωση με 30.000 χρήστες και 4 σταθμούς βάσης (BS2, BS5, BS12, BS13), με το 20% του δείγματος (6000 χρήστες) να χρησιμοποιείται για επικύρωση.

Η αυξημένη απόδοση αυτή υποδηλώνει ότι η ML μέθοδος όχι μόνο κάνει σωστές επιλογές βάσης, αλλά το κάνει και με γνώμονα τη φασματική αξιοποίηση. Επιλέγοντας βάσεις με μικρότερο path loss, αποδίδεται περισσότερο bandwidth και εξασφαλίζεται υψηλότερη φασματική αποδοτικότητα για κάθε χρήστη — κρίσιμο για το performance(απόδοση λειτουργίας) σε περιβάλλοντα υψηλής ζήτησης.

Στη συνέχεια, παρατίθεται το στιγμιότυπο MATLAB όπου κατασκευάζεται ραβδόγραμμα με τις μέσες τιμές throughput (σε Mbps) για τις τρεις μεθόδους. Οι τιμές αυτές υπολογίζονται με βάση την απόδοση φασματικής αποδοτικότητας κάθε χρήστη, ενώ η οπτική παρουσίαση επιτρέπει γρήγορη σύγκριση μεταξύ των στρατηγικών ML, Round-Robin και Random.

Εικόνα που περιέχει κείμενο, γραμματοσειρά, στιγμιότυπο οθόνης

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από τεχνολογία AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 14α (από MATLAB): Μέσος ρυθμός μετάδοσης δεδομένων

Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, οθόνη, λογισμικό

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από τεχνολογία AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 14β (από MATLAB): Μέσος ρυθμός μετάδοσης δεδομένων

Προκειμένου να αποκτηθεί πλήρης εικόνα της γεωγραφικής κατανομής του προβλήματος, χαρτογραφήθηκαν οι θέσεις των τεσσάρων βάσεων BS και των χρηστών στο δισδιάστατο επίπεδο. Το διάγραμμα απεικονίζει με διαφάνεια τους χρήστες και με σήμανση τις βάσεις, ενώ χρησιμοποιείται offset(μικρή σκόπιμη μετατόπιση) ώστε να αποφεύγεται η επικάλυψη των σημείων.

Η παρατήρηση του χώρου επιβεβαιώνει τη γεωγραφική πολυπλοκότητα του προβλήματος: οι σταθμοί βάσεων δεν είναι συμμετρικά τοποθετημένοι και οι χρήστες είναι ανισομερώς κατανεμημένοι. Επομένως, η σωστή ανάθεση απαιτεί μια πολύπλοκη κατανόηση της τοπολογίας, κάτι που η μέθοδος ML φαίνεται να επιτυγχάνει μέσα από την εκπαίδευση.

Στη συνέχεια, παρατίθεται το στιγμιότυπο MATLAB όπου αποτυπώνεται η τοπολογική διάταξη των τεσσάρων βάσεων και των χρηστών σε δισδιάστατο χώρο. Η συνάρτηση *scatter* χρησιμοποιείται για την απεικόνιση των σημείων, ενώ με χρήση των offsets εξασφαλίζεται ότι τα ονόματα των βάσεων δεν επικαλύπτονται. Το διάγραμμα προσφέρει γεωγραφική κατανόηση της κάλυψης των BS.

Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, γραμματοσειρά, μοβ

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από τεχνολογία AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 15α (από MATLAB): Διδιάστατη διάταξη δικτύου με μετατοπίσεις

Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, αριθμός, οθόνη

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από τεχνολογία AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 15β (από MATLAB): Διδιάστατη διάταξη δικτύου με μετατοπίσεις

Για να εξεταστεί η λειτουργικότητα της κατανομής bandwidth, μελετήθηκε η σχέση μεταξύ path loss και αποδοθέντος εύρους ζώνης για κάθε χρήστη. Το αποτέλεσμα ήταν ξεκάθαρο: χρήστες με χαμηλό path loss λαμβάνουν περισσότερο bandwidth, κάτι που συνάδει με τις αρχές βελτιστοποίησης σε συστήματα OFDMA. Το OFDMA (Orthogonal Frequency-Division Multiple Access) είναι μια τεχνική πολλαπλής πρόσβασης που βασίζεται στην ορθογώνια διαίρεση του φάσματος συχνοτήτων σε πολλούς μικρούς, αμοιβαία «ορθογώνιους» (δηλαδή με ελάχιστη αλληλεπίδραση) υποφορείς (subcarriers).

Το συγκεκριμένο εύρημα ενισχύει τη λειτουργική ωριμότητα του μοντέλου: δεν επιλέγει απλώς καλές βάσεις, αλλά και αποδίδει αναλογικά περισσότερους πόρους εκεί που αυτοί μπορούν να αξιοποιηθούν καλύτερα. Δημιουργείται έτσι μια "έξυπνη" κατανομή πόρων που μεγιστοποιεί την απόδοση ανά μονάδα φάσματος.

Στη συνέχεια, παρατίθεται το στιγμιότυπο MATLAB όπου δημιουργείται διάγραμμα διασποράς (scatter plot) το οποίο απεικονίζει τη συσχέτιση μεταξύ path loss και αποδοθέντος εύρους ζώνης για κάθε χρήστη που εξυπηρετείται από τη ML μέθοδο. Όπως προκύπτει από το γράφημα, το εύρος ζώνης μειώνεται όσο αυξάνεται το path loss, γεγονός που ενισχύει την αποδοτική πολιτική κατανομής.

Εικόνα που περιέχει κείμενο, γραμματοσειρά, στιγμιότυπο οθόνης, πασχαλιά

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από τεχνολογία AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 16α (από MATLAB): Κατανομή εύρους ζώνης vs απώλεια διαδρομής

Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, αριθμός, γράφημα

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από τεχνολογία AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 16β (από MATLAB): Κατανομή εύρους ζώνης vs απώλεια διαδρομής

Στη συνέχεια, συγκρίθηκαν οι θεωρητικά αναμενόμενες τιμές bandwidth (με βάση την αντίστροφη του path loss) με τις πραγματικές τιμές που αποδόθηκαν από το μοντέλο. Το αποτέλεσμα δείχνει εξαιρετική συμφωνία, με τις δύο καμπύλες να ακολουθούν παρόμοια πορεία, ενισχύοντας την αξιοπιστία της ML κατανομής.

Η καλή συμφωνία δείχνει ότι το σύστημα αναπαράγει με επιτυχία τον στόχο του: να κατανείμει τους πόρους βάσει ποιότητας σύνδεσης. Οι μικρές αποκλίσεις εντοπίζονται κυρίως στα άκρα του εύρους τιμών, εκεί όπου το μοντέλο εφαρμόζει περιορισμούς λόγω κατανομής.

Στη συνέχεια, παρατίθεται το στιγμιότυπο MATLAB στο οποίο κατασκευάζεται συγκριτικό διάγραμμα ανάμεσα στο αναμενόμενο εύρος ζώνης (με βάση το αντίστροφο του path loss) και σε αυτό που αποδόθηκε πραγματικά από τη μέθοδο ML. Με χρήση δύο καμπυλών, το σχήμα αποκαλύπτει τη συνοχή μεταξύ στόχου και υλοποίησης, υποδεικνύοντας σωστή εφαρμογή της πολιτικής ανάθεσης.

Εικόνα που περιέχει κείμενο, γραμματοσειρά, στιγμιότυπο οθόνης, μοβ

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από τεχνολογία AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 17α (από MATLAB): Αναμενόμενο vs αποδιδόμενο εύρος ζώνης

Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, γράφημα, λογισμικό

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από τεχνολογία AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 17β (από MATLAB): Αναμενόμενο vs αποδιδόμενο εύρος ζώνης

Έπειτα, απεικονίστηκε η τελική ανάθεση των χρηστών σε βάσεις από το ML μοντέλο. Στο γράφημα χρησιμοποιούνται χρώματα και σχήματα για τη βάση, ενώ το μέγεθος κάθε σημείου αντιστοιχεί στο bandwidth που έλαβε ο χρήστης. Το αποτέλεσμα δείχνει ότι το μοντέλο διαχωρίζει καθαρά τις ζώνες ευθύνης των BS, διατηρώντας ισορροπία και αποδοτικότητα. Η καθαρότητα της κατανομής δείχνει ότι το μοντέλο έχει "μάθει" τον χώρο, όχι μόνο αριθμητικά, αλλά και γεωμετρικά.

Στη συνέχεια, παρατίθεται το στιγμιότυπο MATLAB όπου απεικονίζεται η τελική ανάθεση των χρηστών σε βάσεις από το μοντέλο μηχανικής μάθησης, μαζί με την οπτικοποίηση του αποδοθέντος bandwidth μέσω του μεγέθους των σημείων. Η κατανομή γίνεται με χρωματικό διαχωρισμό για κάθε BS, και παρατηρείται χωρική συνέπεια και ισορροπία ανάμεσα στις ζώνες επιρροής.

Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, γραμματοσειρά

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από τεχνολογία AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 18α (από MATLAB) Ανάθεση χρηστών & κατανομή εύρους ζώνης

Για λόγους επαλήθευσης, στη συνέχεια, παρουσιάζεται η πραγματική κατανομή χρηστών, βάσει της απόλυτης ελάχιστης τιμής path loss. Η σύγκριση με το αποτέλεσμα του μοντέλου δείχνει σχεδόν πλήρη ταύτιση, κάτι που αποδεικνύει ότι το ML δίκτυο έχει επιτύχει ουσιαστικά να μάθει και να αναπαράγει τον αλγόριθμο της ιδανικής κατανομής. Με τον όρο «ιδανική κατανομή» εννοούμε ακριβώς αυτήν την βέλτιστη ανάθεση, δηλαδή κάθε χρήστης να αντιστοιχεί στον σταθμό βάσης που του δίνει την ελάχιστη απώλεια σήματος, χωρίς περιορισμούς ή παραδοχές που εισάγει το μοντέλο.

Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, διάγραμμα, γράφημα

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από τεχνολογία AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 18β (από MATLAB) Ανάθεση χρηστών & κατανομή εύρους ζώνης

Η σύγκριση αυτή προσφέρει όχι μόνο ποσοτική αλλά και οπτική απόδειξη ότι η ML προσέγγιση μπορεί να αντικαταστήσει την κλασική λογική ανάθεσης με ακρίβεια και αποδοτικότητα, προσφέροντας όμως και την ευελιξία που απαιτούν δυναμικά δίκτυα με μεταβαλλόμενα χαρακτηριστικά.

Στη συνέχεια, παρατίθεται το στιγμιότυπο MATLAB που απεικονίζει την ιδανική (ground truth) κατανομή των χρηστών στις βάσεις, όπως προκύπτει από το ελάχιστο path loss. Το διάγραμμα επιτρέπει άμεση σύγκριση με το Figure 9, δείχνοντας πόσο κοντά βρίσκεται η ML πρόβλεψη στην θεωρητικά βέλτιστη λύση.

Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, γραμματοσειρά

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από τεχνολογία AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 19α (από MATLAB): Ανάθεση χρηστών βάσει πραγματικής τιμής (επικύρωσης)

Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, διάγραμμα, γράφημα

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από τεχνολογία AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 19β (από MATLAB): Ανάθεση χρηστών βάσει πραγματικής τιμής (επικύρωσης)

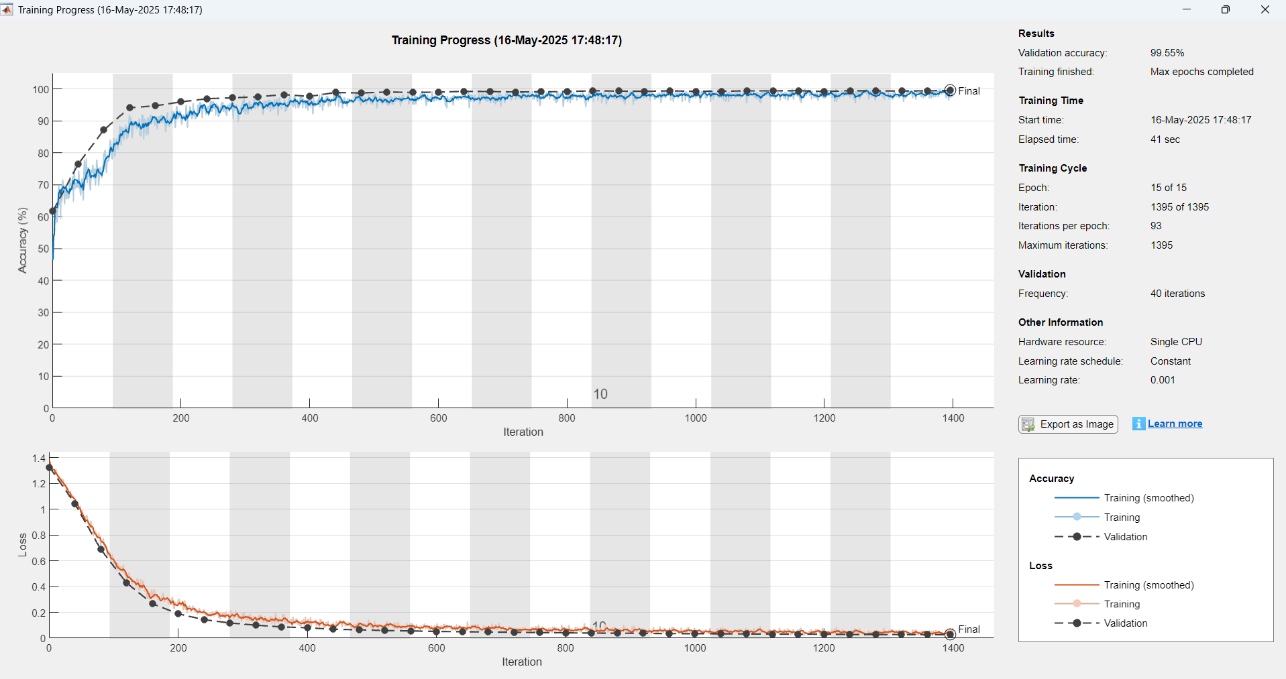
### 5.2 Ανάλυση απόδοσης του μοντέλου της μηχανικής μάθησης

Η αξιολόγηση της απόδοσης του προτεινόμενου νευρωνικού μοντέλου πραγματοποιήθηκε τόσο με βάση κλασικές μετρικές απόδοσης ταξινόμησης όσο και με την παρατήρηση της συμπεριφοράς του κατά την εκπαίδευση. Ο βασικός στόχος του συστήματος είναι να εντοπίζει για κάθε χρήστη την πλέον κατάλληλη βάση εξυπηρέτησης (BS), δηλαδή αυτή που προσφέρει τη μικρότερη απώλεια σήματος με βάση αποκλειστικά τις χωρικές συντεταγμένες του χρήστη. Για τον σκοπό αυτό, χρησιμοποιήθηκε ένα απλό αλλά αποδοτικό νευρωνικό δίκτυο με τρία επίπεδα, διαστάσεων [32 → 16 → 4], και με ενδιάμεσο μηχανισμό dropout 0.4 για την αποφυγή υπερεκπαίδευσης. Το μοντέλο εκπαιδεύτηκε με χρήση της συνάρτησης απώλειας cross-entropy και του βελτιστοποιητή Adam, για 15 εποχές, με σταθερό ρυθμό μάθησης 0.001.

Η πορεία της εκπαίδευσης και η συνολική απόδοση του μοντέλου αποτυπώνονται καθαρά στην εικόνα "Training Progress" που ακολουθεί. Στο πάνω μέρος του διαγράμματος απεικονίζεται η μεταβολή της ακρίβειας τόσο στο σύνολο εκπαίδευσης (γαλάζια γραμμή) όσο και στο σύνολο επαλήθευσης (μαύρη διακεκομμένη γραμμή). Παρατηρούμε ότι η ακρίβεια στο validation set αυξάνεται σταθερά και ομαλά (φτάνοντας στο ποσοστό 99.55%), χωρίς να εμφανίζει αστάθεια ή έντονα σκαμπανεβάσματα. Το γεγονός ότι η καμπύλη validation διατηρεί παρόμοια ανοδική πορεία με την καμπύλη εκπαίδευσης αποτελεί ισχυρή ένδειξη ότι το μοντέλο μαθαίνει ουσιώδη χαρακτηριστικά από τα δεδομένα και δεν περιορίζεται σε υπερπροσαρμογή.

Παράλληλα, στο κάτω μέρος της ίδιας εικόνας, παρουσιάζεται η συνάρτηση απώλειας (loss) για τα δύο σύνολα. Η απώλεια μειώνεται απότομα κατά τις πρώτες επαναλήψεις και συγκλίνει σταθερά προς πολύ χαμηλές τιμές. Η ομαλή μείωση της απώλειας τόσο στην εκπαίδευση όσο και στην επαλήθευση φανερώνει ότι η μαθησιακή διαδικασία είναι σταθερή, χωρίς υπερεκπαίδευση (overfitting) ή υποεκπαίδευση (underfitting). Συνολικά, η εκπαίδευση διήρκεσε 1395 επαναλήψεις (iterations) κατανεμημένες σε 15 εποχές (epochs), κάτι που φανερώνει ταχεία και αποτελεσματική μάθηση. Ο συνδυασμός απουσίας υπερεκπαίδευσης, υψηλής ακρίβειας και σταθερής μείωσης του loss οδηγεί στο συμπέρασμα ότι το δίκτυο έχει εκπαιδευτεί με επιτυχία και μπορεί να γενικεύσει σε άγνωστα δεδομένα.

Στη συνέχεια, παρατίθεται το στιγμιότυπο MATLAB όπου απεικονίζεται η πορεία της ακρίβειας (πάνω) και της συνάρτησης απώλειας (κάτω) κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης του νευρωνικού μοντέλου, τόσο για το σύνολο εκπαίδευσης όσο και για το σύνολο επαλήθευσης.

Εικόνα 20 (από MATLAB): Διάγραμμα προόδου εκπαίδευσης – εξέλιξη ακρίβειας και απώλειας ανά επανάληψη

Το γεγονός ότι το validation accuracy φτάνει σχεδόν το 100% έχει ιδιαίτερη σημασία στο παρόν πρόβλημα, καθώς πρόκειται για πρόβλεψη κατηγορίας σε πρόβλημα με τέσσερις επιλογές (τέσσερις BS). Μία μέθοδος που ακολουθεί απλή εικασία θα είχε ακρίβεια γύρω στο 25%. Το ποσοστό 99.55% δηλώνει ότι το μοντέλο όχι μόνο ξεπερνά κατά πολύ την τυχαία απόδοση, αλλά καταφέρνει να αναπαράγει με μεγάλη ακρίβεια το κριτήριο της ελάχιστης τιμής path loss, που έχει θεωρηθεί ως το ground truth.

Το ότι επιτυγχάνει αυτή την ακρίβεια μόνο με εισόδους τις τριδιάστατες συντεταγμένες των χρηστών (x, y, z), χωρίς καμία επιπλέον πληροφορία για το κανάλι ή την κίνηση των χρηστών, δείχνει τη δύναμη της εκμάθησης μέσω εποπτευόμενης ταξινόμησης. Στην πράξη, το δίκτυο «μαθαίνει» τα όρια επιρροής κάθε βάσης και δημιουργεί έναν διαχωρισμό του χώρου ανά βάση, χωρίς να του επιβληθούν ρητοί κανόνες ή μοντέλα διάδοσης.

Αξίζει να τονιστεί ότι η απόρριψη (dropout) λειτούργησε ως «φρένο» στην υπερεκπαίδευση: χωρίς αυτή την τυχαία απενεργοποίηση νευρώνων, το μοντέλο συνέχιζε να βελτιώνει διαρκώς την απόδοσή του κατά την εκπαίδευση, ενώ η απόδοσή του στο σύνολο επικύρωσης είτε έμενε στάσιμη είτε έπεφτε. Αντιθέτως, με dropout 0.4, το μοντέλο μαθαίνει πιο γενικά χαρακτηριστικά, κάτι που ενισχύει τη δυνατότητά του να εφαρμόζεται σε μεγαλύτερα datasets ή και σε πραγματικό χρόνο.

### 5.3 Επίδραση παραμέτρων στη βελτίωση της φασματικής αποδοτικότητας

Η φασματική αποδοτικότητα σε ένα δίκτυο ασύρματης πρόσβασης δεν εξαρτάται αποκλειστικά από τη διαδικασία επιλογής της κατάλληλης βάσης εξυπηρέτησης για κάθε χρήστη, αλλά και από τις επιλογές που ακολουθούν στη διαχείριση και κατανομή του διαθέσιμου εύρους ζώνης. Η επίδοση του συστήματος σε όρους throughput επηρεάζεται σημαντικά από το πώς αυτό το εύρος κατανέμεται στους χρήστες, ανάλογα με την ποιότητα του καναλιού τους και τα χαρακτηριστικά της θέσης τους στο χώρο. Η παρούσα ενότητα εστιάζει σε εκείνες τις παραμέτρους του συστήματος που τροποποιούνται ή επιλέγονται στο δεύτερο στάδιο της διαδικασίας, δηλαδή αφού ολοκληρωθεί η ανάθεση των χρηστών στις βάσεις μέσω του εκπαιδευμένου μοντέλου μηχανικής μάθησης.

Η πρώτη παράμετρος που καθορίζει τη στρατηγική κατανομής είναι η σχέση που χρησιμοποιείται για να προσδιοριστεί η ανάγκη του κάθε χρήστη για bandwidth. Αντί να επιλεγεί μία ισομερή ή σταθερή κατανομή, η οποία αγνοεί τις ατομικές δυνατότητες σύνδεσης του κάθε χρήστη, εφαρμόζεται μία λογική που βασίζεται στην αντίστροφη τιμή του path loss. Πιο συγκεκριμένα, οι τιμές των path loss για κάθε χρήστη που έχουν προκύψει από το αντίστοιχο .mat αρχείο, και συγκεκριμένα από τον πίνακα *pl\_ML*, χρησιμοποιούνται για να καθορίσουν ένα βάρος που σχετίζεται με το πόσο καλά μπορεί κάθε χρήστης να αξιοποιήσει το φάσμα.

Με βάση αυτή τη λογική, οι χρήστες με χαμηλή απώλεια διαδρομής, δηλαδή όσοι βρίσκονται σε πιο ευνοϊκή θέση ως προς την επιλεγμένη βάση, αποκτούν μεγαλύτερο ποσοστό από το συνολικό διαθέσιμο εύρος ζώνης. Η τελική ποσότητα εύρους ζώνης που λαμβάνει κάθε χρήστης προκύπτει με προσθήκη ενός ελάχιστου ποσού(ελάχιστο εγγυημένο εύρος ζώνης), το οποίο εξασφαλίζει ότι ακόμη και οι χρήστες με υψηλή απώλεια διαδρομής διατηρούν βασική δυνατότητα σύνδεσης. Αυτή η ελάχιστη τιμή, που στο σενάριο αυτό έχει επιλεχθεί ως 1 kHz, ενσωματώνεται στον υπολογισμό του τελικού BW ανά χρήστη και έχει καθοριστικό ρόλο στην ισορροπία ανάμεσα σε φασματική απόδοση και διασφάλιση καθολικής συνδεσιμότητας.

Η επίδραση του ελάχιστου εγγυημένου εύρους ζώνης(min\_bw) δεν είναι ανεξάρτητη από την ίδια τη γεωμετρική και φυσική κατανομή των χρηστών στον χώρο, η οποία προέρχεται από τη βάση δεδομένων DeepMIMO. Η διάταξη των σταθμών βάσης και των χρηστών όπως προκύπτει από το περιβάλλον του DeepMIMO είναι χαρακτηριστική ως προς την ανομοιομορφία του συστήματος [41]. Χρήστες βρίσκονται σε διαφορετικές αποστάσεις από τις βάσεις, με διαφορετικά εμπόδια και μεταβλητές ραδιολογικές συνθήκες. Αυτή η ετερογένεια μεταφέρεται στις τιμές path loss που φορτώνονται από τα .mat αρχεία και επηρεάζει άμεσα τη διανομή εύρους ζώνης, ενισχύοντας τη λειτουργική ανάγκη για δυναμική και όχι στατική κατανομή πόρων.

Επιπλέον, ο τρόπος υπολογισμού του τελικού throughput δεν εξαρτάται μόνο από το πόσο εύρος ζώνης αποδόθηκε, αλλά και από το πόσο αποτελεσματικά αυτό μπορεί να αξιοποιηθεί με βάση την ποιότητα του καναλιού. Αυτό ενσωματώνεται στον κώδικα με χρήση συνάρτησης (log2 SNR), η οποία προσαρμόζει τη φασματική αποδοτικότητα στην πραγματική δυνατότητα μετάδοσης. Το διαθέσιμο εύρος ζώνης αποδίδει πραγματικό πολλαπλασιαστικό όφελος μόνο όταν συνοδεύεται από καλής ποιότητας κανάλι· σε διαφορετική περίπτωση, η πρόσθετη χωρητικότητα μένει αναξιοποίητη. Μια τέτοια αμοιβαία εξάρτηση δικαιολογεί την ανάθεση πόρων με βάση το 1/PL, καθώς κατευθύνει περισσότερο εύρος ζώνης εκεί όπου η μετάδοση είναι πιο αποδοτική, μεγιστοποιώντας τη χρησιμότητα ανά Hertz.

Συνολικά, η βελτιωμένη φασματική αποδοτικότητα δεν εξαρτάται μόνο από το πόσο ακριβής είναι η αρχική αντιστοίχιση των χρηστών στους σταθμούς βάσης, αλλά κυρίως από την προσαρμοστική διανομή του εύρους ζώνης, δηλαδή την κατεύθυνση περισσότερων πόρων εκεί όπου το κανάλι προσφέρει τη μέγιστη απόδοση. Ο έλεγχος βασικών παραμέτρων, όπως το ελάχιστο εγγυημένο εύρος ζώνης (min\_bw), η κανονικοποίηση της userNeed και η άμεση σύνδεση της κατανομής εύρους ζώνης με το μετρούμενο path loss, αποδεικνύεται καθοριστικός για τη διατήρηση της ισορροπίας ανάμεσα στη συνολική φασματική αποδοτικότητα και την ισότιμη εξυπηρέτηση όλων των χρηστών. Η αλληλεπίδραση αυτών των ρυθμίσεων δεν εξετάζεται απλώς μέσω αριθμητικών δεικτών, αλλά επιβεβαιώνεται στην πράξη μέσα σε ένα λειτουργικό πλαίσιο λήψης αποφάσεων που βασίζεται σε ρεαλιστικά δεδομένα πεδίου, όχι σε θεωρητικές υποθέσεις.

Αξίζει επίσης να σημειωθεί ότι ο υπολογισμός της φασματικής απόδοσης, όπως εκφράζεται μέσω του throughput, εξαρτάται όχι μόνο από το αποδιδόμενο σε χρήστες bandwidth και το path loss, αλλά και από τον τρόπο ρύθμισης των παραμέτρων λειτουργίας του συστήματος μετάδοσης. Η εφαρμογή της εξίσωσης Shannon[42] υλοποιείται στον κώδικα μέσω της συνάρτησης log2(SNR), στην οποία εισέρχονται και παράμετροι που σχετίζονται με τη φυσική ισχύ του σήματος και τις συνθήκες θορύβου στο κανάλι. Συγκεκριμένα, οι μεταβλητές *TxPower\_dBm, N0\_dBm\_per\_Hz και NoiseFigure\_dB* καθορίζουν την ισχύ εκπομπής, την πυκνότητα φασματικού θορύβου και τον θόρυβο δέκτη αντίστοιχα. Κάθε μία από αυτές τις τιμές επηρεάζει τον τελικό υπολογισμό του SNR και κατά συνέπεια τη δυνατότητα του κάθε χρήστη να μεταδώσει με υψηλό ρυθμό. Ακόμη και αν δύο χρήστες λαμβάνουν το ίδιο bandwidth και έχουν όμοιο path loss, μια μικρή μεταβολή στον λόγο ισχύος προς θόρυβο μπορεί να επιφέρει σημαντική διαφορά στο τελικό throughput. Οι παράμετροι αυτοί, παρότι δεν τροποποιούνται δυναμικά κατά την εκτέλεση του συστήματος, είναι σταθερές υποθέσεις που επηρεάζουν θεμελιωδώς τη συνολική φασματική αποδοτικότητα. Οι σταθερές υποθέσεις που αναφέρει η πρόταση, όπως η ελάχιστη τιμή εύρους ζώνης (min\_bw), οι παράμετροι κανονικοποίησης των χωρικών συντεταγμένων και άλλοι όπως δομή δικτύου και dropout, υλοποιούνται ρητά στον κώδικά μας (βήματα 4, 6 και 9) και καθορίζουν το πλαίσιο μέσα στο οποίο μετρούμε τόσο την ακρίβεια ταξινόμησης όσο και το throughput. Με αυτόν τον τρόπο διασφαλίζουμε ότι τα αποτελέσματα της διπλωματικής μας δεν επηρεάζονται από τυχαίες μεταβολές ρυθμίσεων κατά την εκτέλεση, αλλά αντανακλούν την πραγματική ικανότητα του μοντέλου να βελτιστοποιεί τη διανομή πόρων.

Στη συνέχεια, παρατίθεται το στιγμιότυπο MATLAB όπου υλοποιείται η εξίσωση Shannon για τον υπολογισμό του θεωρητικού ρυθμού μετάδοσης (throughput), λαμβάνοντας υπόψη την αποδιδόμενη ισχύ, την απώλεια διαδρομής, τον θόρυβο και το διαθέσιμο bandwidth.

Εικόνα που περιέχει κείμενο, γραμματοσειρά, στιγμιότυπο οθόνης, γραμμή

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από τεχνολογία AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 21 (από MATLAB): Ορισμός συνάρτησης υπολογισμού ρυθμού μετάδοσης δεδομένων βάσει απώλειας διαδρομής και εύρους ζώνης

Επιπλέον, η ίδια η κλίμακα του προβλήματος —δηλαδή ο αριθμός των χρηστών προς εξυπηρέτηση— δρα ως έμμεση παράμετρος. Καθώς το συνολικό διαθέσιμο εύρος ζώνης παραμένει σταθερό, η αύξηση του πλήθους των χρηστών περιορίζει το περιθώριο κατανομής bandwidth ανά άτομο. Αυτό καθιστά την παρουσία παραμέτρων όπως το *min\_bw* κρίσιμη, αφού λειτουργεί ως μηχανισμός εξασφάλισης ελάχιστης παροχής. Αν το validation set περιέχει υπερβολικά μεγάλο αριθμό χρηστών σε σχέση με τη χωρητικότητα του συστήματος, τότε η φασματική αποδοτικότητα μπορεί να φτάσει σε οριακή τιμή, όχι εξαιτίας της μεθόδου κατανομής, αλλά λόγω του ίδιου του συνδυασμού ζήτησης και πόρων. Το σύστημα που μελετάται είναι επομένως ευαίσθητο σε μεταβολές πληθυσμού και απαιτεί κατάλληλη κλιμάκωση των παραμέτρων ώστε να διατηρεί την αποδοτικότητά του σε διάφορα φορτία.

### 5.4 Σύγκριση με παραδοσιακές μεθόδους ανάθεσης πόρων

Για να μπορέσουμε να εκτιμήσουμε την πραγματική αξία της προσέγγισης με μηχανική μάθηση στην ανάθεση πόρων, είναι ουσιώδες να τη δούμε σε άμεση σύγκριση με άλλες μεθόδους που εφαρμόζονται ήδη στη βιβλιογραφία ή στην πράξη. Οι παραδοσιακές μέθοδοι έχουν ένα βασικό πλεονέκτημα: είναι απλές, κατανοητές και εύκολες στην υλοποίηση. Όμως, αυτή η απλότητα συχνά οδηγεί σε λύσεις που, αν και λειτουργούν, δεν αξιοποιούν τις δυνατότητες των σύγχρονων ασύρματων συστημάτων.

Δύο τέτοιες μέθοδοι που χρησιμοποιούνται ευρέως είναι η τυχαία κατανομή (Random Allocation) και η κατανομή κυκλικού τύπου (Round Robin). Η πρώτη, όπως προδίδει και το όνομά της, βασίζεται αποκλειστικά στην τύχη: κάθε χρήστης ανατίθεται σε έναν σταθμό βάσης χωρίς να ληφθεί υπόψη τίποτα σχετικό με τη θέση του, την ποιότητα του σήματος, την κυκλοφοριακή φόρτιση ή οποιοδήποτε άλλο χαρακτηριστικό. Μοιάζει με ένα τυχαίο μοίρασμα θέσεων σε ένα εστιατόριο, χωρίς να εξετάζουμε ποιος θέλει σκιά ή ποιος είναι κοντά στην κουζίνα. Αν και δεν απαιτεί καθόλου υπολογιστική ισχύ, η απόδοσή της στο πλαίσιο των 5G δικτύων είναι φτωχή, γιατί δεν προσαρμόζεται στις πραγματικές ανάγκες.

Η δεύτερη, η Round Robin, είναι λίγο πιο «δίκαιη» με την έννοια ότι εξυπηρετεί όλους τους χρήστες με την ίδια σειρά, με κυκλική εναλλαγή. Αν, για παράδειγμα, έχουμε τέσσερις βάσεις και δέκα χρήστες, κάθε βάση θα πάρει σταδιακά δύο ή τρεις χρήστες. Δεν κάνει καμία διάκριση μεταξύ εύκολων και δύσκολων περιπτώσεων. Αυτή η προσέγγιση έχει κάποιο νόημα σε συστήματα όπου δεν υπάρχουν έντονες διαφορές μεταξύ των θέσεων ή των χρηστών. Όμως, στα MIMO δίκτυα, όπου κάθε θέση στο χώρο επηρεάζει δραστικά την ποιότητα του σήματος, αυτό το μοντέλο δεν είναι απλά ανεπαρκές — μπορεί να είναι επιζήμιο για τη συνολική απόδοση.

Αντιθέτως, η μέθοδος που υλοποιήθηκε στο πλαίσιο αυτής της εργασίας αξιοποιεί δεδομένα από το περιβάλλον – συγκεκριμένα, τις συντεταγμένες κάθε χρήστη – και τα επεξεργάζεται με ένα εκπαιδευμένο νευρωνικό δίκτυο ώστε να προβλέπει ποιος σταθμός βάσης είναι ο καλύτερος για αυτόν. Το δίκτυο αυτό έχει «μάθει» από παραδείγματα και μπορεί να αναγνωρίσει μοτίβα στη γεωμετρία και τη συμπεριφορά του καναλιού, κάτι που καμία από τις δύο παραδοσιακές μέθοδοι δεν μπορεί να κάνει.

Το ουσιαστικό ερώτημα που τίθεται είναι: γιατί έχει σημασία να χρησιμοποιούμε «έξυπνες» μεθόδους, όταν μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε εύκολες; Η απάντηση είναι απλή: γιατί οι έξυπνες μέθοδοι βελτιώνουν δραματικά την εμπειρία του χρήστη και την αποδοτικότητα του δικτύου. Όταν ένας χρήστης συνδέεται με τη βάση που του προσφέρει την καλύτερη ποιότητα σήματος, μειώνεται η πιθανότητα αποτυχίας σύνδεσης, αυξάνεται η ταχύτητα και η σταθερότητα της επικοινωνίας και μειώνεται η ανάγκη για αναμετάδοση ή διορθώσεις. Αυτή η ποιοτική διαφορά δεν είναι αφηρημένη. Μετρήθηκε στην πράξη, στα δεδομένα αυτής της εργασίας, και αποτυπώθηκε στο γράφημα(Figure) F, όπου φαίνεται ότι οι χρήστες που εξυπηρετούνται με βάση τις προβλέψεις του νευρωνικού μοντέλου κατανέμονται με πιο αποδοτικό τρόπο.

Επιπλέον, είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι η μηχανική μάθηση δεν είναι στατική. Το μοντέλο μπορεί να εκπαιδεύεται συνεχώς με νέα δεδομένα, να προσαρμόζεται σε αλλαγές στην τοπολογία ή στη ζήτηση, και να παραμένει επίκαιρο σε πραγματικό χρόνο. Αυτό σημαίνει ότι το ίδιο μοντέλο μπορεί να μεταφερθεί από ένα περιβάλλον σε ένα άλλο, να βελτιωθεί με πιο σύνθετα χαρακτηριστικά (π.χ. δεδομένα καναλιού, αριθμός χρηστών ανά βάση) και να συνεχίσει να λειτουργεί αποτελεσματικά χωρίς να χρειαστεί επανασχεδίαση.

Με αυτήν την προσέγγιση, η μέθοδος αποδεικνύεται πρακτικά χρήσιμη και όχι απλώς θεωρητική. Σε σύγκριση με τις παραδοσιακές τεχνικές, παρουσιάζει μια πιο ευέλικτη και προσαρμοστική εναλλακτική, χωρίς να παραβλέπει την απλότητα στην υλοποίηση. Καθίσταται έτσι μια σύγχρονη λύση για τη διαχείριση των διαθέσιμων πόρων σε δίκτυα 5G, συνδυάζοντας αξιοπιστία και αποδοτικότητα.

# 6. Συμπεράσματα και μελλοντική εργασία

### Σύνοψη ευρημάτων της διπλωματικής εργασίας

Στην παρούσα διπλωματική εργασία διερευνήθηκε ο ρόλος και η αποτελεσματικότητα των τεχνικών μηχανικής μάθησης στη βελτίωση της ανάθεσης πόρων σε δίκτυα Massive MIMO 5G, ένα πεδίο που βρίσκεται στο επίκεντρο της έρευνας λόγω της συνεχώς αυξανόμενης ζήτησης για αξιόπιστες, γρήγορες και αποδοτικές ασύρματες επικοινωνίες. Διερευνήθηκε πώς σύγχρονες τεχνικές, με έμφαση στα νευρωνικά δίκτυα, μπορούν να αξιοποιηθούν ώστε να μπορούν να αντιμετωπιστούν τα σύνθετα προβλήματα κατανομής φάσματος, ισχύος και διαχείρισης συνδέσεων που εμφανίζονται σε πραγματικές συνθήκες λειτουργίας ενός 5G δικτύου.

Η εργασία ξεκίνησε με μια αναλυτική παρουσίαση των βασικών τεχνολογιών και της αρχιτεκτονικής των 5G δικτύων και της MIMO τεχνολογίας. Εξετάστηκαν διεξοδικά τα πλεονεκτήματα της MIMO τεχνολογίας, όπως η αύξηση της φασματικής αποδοτικότητας και η δυνατότητα υποστήριξης ταυτόχρονης εξυπηρέτησης πολλών χρηστών, αλλά και οι βασικές προκλήσεις που προκύπτουν σε ό,τι αφορά την απόδοση και τη διαχείριση των πόρων, ειδικά όταν το δίκτυο καλείται να λειτουργήσει σε ένα δυναμικό και απαιτητικό περιβάλλον.

Ιδιαίτερη έμφαση δόθηκε στη θεωρητική ανάλυση της μηχανικής μάθησης και των εφαρμογών της στα 5G δίκτυα, αναδεικνύοντας πώς τα δεδομένα που παράγονται από το ίδιο το δίκτυο μπορούν να αξιοποιηθούν μέσα από αλγορίθμους για να βελτιωθεί η διαχείριση πόρων και να αυξηθεί η απόδοση. Συζητήθηκαν οι λόγοι για τους οποίους οι παραδοσιακές μέθοδοι κατανομής παρουσιάζουν περιορισμούς, ειδικά ως προς την ευελιξία και την προσαρμοστικότητά τους σε σύνθετα σενάρια και μεταβαλλόμενες συνθήκες, ενώ αναδείχθηκαν τα πλεονεκτήματα των προσεγγίσεων, όπως η δυνατότητα συνεχούς μάθησης και βελτιστοποίησης των αποφάσεων.

Για την υλοποίηση της ερευνητικής προσέγγισης, χρησιμοποιήθηκε το DeepMIMO, ένα σύγχρονο εργαλείο παραγωγής δεδομένων καναλιού που προσομοιώνει ρεαλιστικές συνθήκες διάδοσης, σε συνδυασμό με τη MATLAB, για την ανάπτυξη και αξιολόγηση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης. Πραγματοποιήθηκε δημιουργία και επεξεργασία συνόλων δεδομένων που περιλάμβαναν τη χωρική κατανομή χρηστών και σταθμών βάσης, την απώλεια διαδρομής, καθώς και διάφορα χαρακτηριστικά του καναλιού. Με βάση αυτά τα δεδομένα, σχεδιάστηκε και εκπαιδεύτηκε ένα μοντέλο νευρωνικού δικτύου με στόχο την πρόβλεψη της βέλτιστης ανάθεσης χρηστών στους διαθέσιμους σταθμούς βάσης. Η επιλογή του αρχιτεκτονικού σχεδιασμού του δικτύου, αλλά και οι παράμετροι της εκπαίδευσης, καθορίστηκαν ώστε το μοντέλο να μπορεί να προσαρμόζεται σε διαφορετικές καταστάσεις και να αποφεύγεται το φαινόμενο της υπερεκπαίδευσης.

Τα αποτελέσματα των πειραμάτων, δηλαδή κυρίως τα διαγράμματα, έδειξαν τη δυνατότητα των τεχνικών μηχανικής μάθησης να συμβάλουν στη βελτίωση της απόδοσης του δικτύου σε όρους τόσο της ακρίβειας της ανάθεσης χρηστών όσο και της συνολικής αποδοτικότητας της μετάδοσης. Το νευρωνικό δίκτυο κατάφερε να πετύχει σημαντικά καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με τις κλασικές μεθόδους, όπως η τυχαία ανάθεση και το RoundRobin, μειώνοντας αισθητά τη μέση απώλεια διαδρομής και αυξάνοντας το μέσο ρυθμό μετάδοσης δεδομένων ανά χρήστη. Επιπλέον, μέσα από την ανάλυση των πινάκων σύγχυσης, αποτυπώθηκε η συνέπεια του μοντέλου στην πρόβλεψη της βέλτιστης αντιστοίχισης χρηστών και σταθμών βάσης. Σημαντικό εύρημα αποτελεί επίσης το γεγονός ότι το μοντέλο διατήρησε την αποδοτικότητά του και σε περιπτώσεις μεταβολής των παραμέτρων του δικτύου, επιβεβαιώνοντας την δυνατότητα του να προσαρμόζεται σε νέα δεδομένα και διαφορετικές συνθήκες λειτουργίας.

Συνοψίζοντας, η εργασία ανέδειξε τη δυναμική των ευφυών αλγορίθμων ως προς την αντιμετώπιση των περιορισμών των παραδοσιακών προσεγγίσεων στη διαχείριση πόρων των 5G Massive MIMO δικτύων. Τα αποτελέσματα υπογραμμίζουν ότι η ενσωμάτωση της μηχανικής μάθησης μπορεί να προσφέρει σταθερά οφέλη σε πραγματικές συνθήκες, ανοίγοντας τον δρόμο για ακόμα πιο έξυπνες, ευέλικτες και αποδοτικές αρχιτεκτονικές στο μέλλον. Η προσέγγιση που παρουσιάστηκε δημιουργεί βάσεις για μελλοντικές επεκτάσεις και εφαρμογές, καθώς η τεχνολογία των ασύρματων επικοινωνιών συνεχίζει να εξελίσσεται με ταχείς ρυθμούς και η ζήτηση για προηγμένες υπηρεσίες παραμένει διαρκώς αυξανόμενη.

### Συνεισφορά της εργασίας στη βελτίωση της ανάθεσης πόρων

Η συνεισφορά της παρούσας διπλωματικής εργασίας εστιάζει στον τρόπο με τον οποίο οι τεχνικές μηχανικής μάθησης, και ειδικότερα τα νευρωνικά δίκτυα, μπορούν να αλλάξουν ουσιαστικά το τοπίο της ανάθεσης πόρων στα δίκτυα Massive MIMO 5G, ξεπερνώντας τα όρια των παραδοσιακών μεθόδων και προσφέροντας λύσεις που ανταποκρίνονται στις ανάγκες των σύγχρονων ασύρματων επικοινωνιών.

Σε αντίθεση με τις κλασικές τεχνικές, που στηρίζονται σε στατικούς κανόνες ή απλές αλγοριθμικές διαδικασίες, η εργασία αυτή αξιοποιεί ένα δυναμικό μοντέλο μηχανικής μάθησης, το οποίο μαθαίνει από τα δεδομένα του ίδιου του δικτύου και προσαρμόζει τις αποφάσεις του με βάση τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά κάθε περίπτωσης. Για παράδειγμα, μέσω της ανάλυσης της χωρικής θέσης των χρηστών, της κατάστασης των καναλιών και της ποιότητας της σύνδεσης, το νευρωνικό δίκτυο που αναπτύχθηκε μπορεί να εκτιμά σε πραγματικό χρόνο ποιος σταθμός βάσης είναι βέλτιστο να εξυπηρετήσει κάθε χρήστη. Αυτό οδηγεί σε πιο αποτελεσματική εκμετάλλευση των διαθέσιμων πόρων, μείωση των παρεμβολών και βελτίωση της συνολικής φασματικής αποδοτικότητας του συστήματος.

Μία από τις σημαντικές συνεισφορές της εργασίας είναι η αποσαφήνιση της διαφοράς μεταξύ στατικής και ευφυούς διαχείρισης πόρων. Στα παραδοσιακά συστήματα, η ανάθεση χρηστών σε σταθμούς βάσης γίνεται συχνά είτε με τυχαίο τρόπο, είτε κυκλικά (RoundRobin), είτε με βάση απλοϊκά κριτήρια, χωρίς να λαμβάνεται υπόψη η αλληλεπίδραση μεταξύ χρηστών και σταθμών, οι μεταβαλλόμενες συνθήκες του καναλιού ή η θέση κάθε χρήστη στο δίκτυο. Ως αποτέλεσμα, παρατηρούνται φαινόμενα υπερφόρτωσης σε συγκεκριμένους σταθμούς, αυξημένες παρεμβολές και συχνά μη βέλτιστη εκμετάλλευση του διαθέσιμου φάσματος.

Η προσέγγιση που ακολουθήθηκε στην παρούσα εργασία, φέρνει στο προσκήνιο τη δυνατότητα της μηχανικής μάθησης να διαχειριστεί με έξυπνο τρόπο την πολυπλοκότητα και τη δυναμικότητα του δικτύου. Με την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου σε ένα πλήθος από σενάρια διάταξης χρηστών, χαρακτηριστικά καναλιού και καταστάσεις παρεμβολών, το μοντέλο έμαθε να αναγνωρίζει πρότυπα που υποδεικνύουν ποια κατανομή οδηγεί στη βέλτιστη απόδοση. Ενδεικτικό είναι το γεγονός ότι, στις προσομοιώσεις που πραγματοποιήθηκαν, το μοντέλο κατάφερε να κατανείμει χρήστες στους διαθέσιμους σταθμούς βάσης κατά τρόπο που μείωσε αισθητά τη μέση απώλεια διαδρομής, διατήρησε ισορροπία στην κατανομή του φόρτου και βελτίωσε τον μέσο ρυθμό μετάδοσης δεδομένων. Αυτό το αποτέλεσμα δεν είναι μόνο θεωρητικό, αλλά και πρακτικά εφαρμόσιμο, εφόσον τα σύγχρονα 5G δίκτυα παράγουν διαρκώς μεγάλο όγκο δεδομένων που μπορούν να αξιοποιηθούν για τη συνεχή εκπαίδευση και βελτίωση τέτοιων μοντέλων.

Μία ακόμη ουσιαστική συνεισφορά της εργασίας είναι η επίδειξη της προσαρμοστικότητας των ευφυών αλγορίθμων. Στο πλαίσιο των πειραμάτων, το μοντέλο αξιολογήθηκε τόσο σε συνθήκες σταθερών σεναρίων όσο και σε περιπτώσεις όπου οι παράμετροι του δικτύου άλλαζαν δυναμικά, όπως η τυχαία μετακίνηση των χρηστών ή η εισαγωγή νέων σταθμών βάσης. Σε όλες τις περιπτώσεις, το νευρωνικό δίκτυο διατήρησε υψηλά επίπεδα απόδοσης, αποδεικνύοντας ότι μπορεί να ανταποκριθεί στις πραγματικές απαιτήσεις ενός ασύρματου δικτύου, όπου οι συνθήκες μεταβάλλονται διαρκώς.

Αξίζει να σημειωθεί ότι η εργασία δεν περιορίστηκε μόνο στη θεωρητική τεκμηρίωση, αλλά προχώρησε και σε πρακτική υλοποίηση, χρησιμοποιώντας το DeepMIMO και τη MATLAB για τη δημιουργία, επεξεργασία και ανάλυση ρεαλιστικών δεδομένων καναλιού. Αυτό προσέδωσε στην ερευνητική προσέγγιση έναν χαρακτήρα εφαρμοσιμότητας, αποδεικνύοντας ότι οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης μπορούν να ενσωματωθούν σε πραγματικές πλατφόρμες προσομοίωσης και να αξιολογηθούν με αντικειμενικά κριτήρια απόδοσης.

Επιπλέον, η εργασία ανέδειξε τον ρόλο της συνεχούς μάθησης και της αυτοβελτίωσης των αλγορίθμων, δίνοντας έμφαση στο γεγονός ότι όσο περισσότερα δεδομένα συλλέγονται και ενσωματώνονται στο μοντέλο, τόσο πιο ακριβής και αποτελεσματική γίνεται η διαδικασία ανάθεσης πόρων. Αυτό το στοιχείο αποτελεί βασικό πλεονέκτημα έναντι των στατικών αλγορίθμων και ανοίγει τον δρόμο για συστήματα που μπορούν να αυτοβελτιώνονται με την πάροδο του χρόνου, ακολουθώντας την εξέλιξη του ίδιου του δικτύου.

Συνολικά, η συνεισφορά της παρούσας εργασίας έγκειται στο ότι απέδειξε, με πρακτικά παραδείγματα και μετρήσιμα αποτελέσματα, πως η χρήση της μηχανικής μάθησης και των νευρωνικών δικτύων στην ανάθεση πόρων στα δίκτυα Massive MIMO 5G προσφέρει πραγματικές δυνατότητες βελτίωσης της απόδοσης, της αποδοτικότητας και της ποιότητας εμπειρίας του τελικού χρήστη. Η προσέγγιση που ακολουθήθηκε όχι μόνο συμβάλλει στην καλύτερη αξιοποίηση των σύγχρονων τεχνολογιών, αλλά παρέχει και το έναυσμα για περαιτέρω ερευνητική δραστηριότητα στο πεδίο της αυτόνομης και ευφυούς διαχείρισης ασύρματων δικτύων επόμενης γενιάς.

### 6.3 Μελλοντικές επεκτάσεις: Νέα datasets ή άλλες παραμετροποιήσεις στο DeepMIMO

Η ολοκλήρωση της παρούσας εργασίας έθεσε τις βάσεις για περαιτέρω ερευνητική δραστηριότητα και άφησε ανοιχτά αρκετά υποσχόμενα μονοπάτια για μελλοντική εξέλιξη. Ένα από τα βασικά σημεία που αναδείχθηκαν μέσα από την ανάλυση των αποτελεσμάτων είναι η σημασία της ποικιλομορφίας των δεδομένων εκπαίδευσης και της ρεαλιστικής αναπαράστασης του περιβάλλοντος δικτύου, που με τη σειρά τους καθορίζουν τόσο την αξιοπιστία όσο και τη γενικευσιμότητα των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης.

Μια σημαντική κατεύθυνση για τη μελλοντική επέκταση της εργασίας είναι η αξιοποίηση νέων συνόλων δεδομένων (datasets) με ακόμη μεγαλύτερη πολυπλοκότητα και ποικιλία. Για παράδειγμα, θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν σενάρια με διαφορετικά αστικά περιβάλλοντα, ποικίλες διαμορφώσεις σταθμών βάσης, ή ακόμη και εσωτερικούς χώρους, ώστε το μοντέλο να εκτεθεί σε ευρύτερο φάσμα καταστάσεων. Ενδιαφέρον παρουσιάζει και η προσθήκη δυναμικών στοιχείων, όπως η μετακίνηση των χρηστών μέσα στον χρόνο ή η εισαγωγή νέων χρηστών κατά τη διάρκεια της προσομοίωσης, που αντικατοπτρίζουν περισσότερο τις πραγματικές συνθήκες λειτουργίας ενός σύγχρονου 5G δικτύου.

Η πλατφόρμα DeepMIMO παρέχει σημαντικές δυνατότητες παραμετροποίησης, επιτρέποντας τη δημιουργία εξειδικευμένων datasets ανάλογα με τις ανάγκες κάθε πειράματος. Μελλοντικές εργασίες μπορούν να εστιάσουν σε πειράματα με διαφορετικό αριθμό και διάταξη κεραιών σε κάθε σταθμό βάσης, ποικιλία στα πρότυπα καναλιού, ή διαφοροποίηση στο είδος της παρεμβολής που λαμβάνεται υπόψη. Για παράδειγμα, μπορεί να εξεταστεί η συμπερίληψη πολύπλοκων φαινομένων διάδοσης, όπως η αντανάκλαση σε διαφορετικά υλικά ή η παρουσία μεταβαλλόμενων καιρικών συνθηκών.

Ένα άλλο ενδιαφέρον σημείο αφορά τη μελέτη και σύγκριση διαφορετικών τύπων αλγορίθμων μηχανικής μάθησης ή ακόμα και υβριδικών προσεγγίσεων. Για παράδειγμα, θα μπορούσαν να διερευνηθούν πιο σύνθετες αρχιτεκτονικές, όπως τα deep reinforcement learning μοντέλα, που δίνουν τη δυνατότητα για ακόμη πιο ευέλικτη και προσαρμοστική λήψη αποφάσεων σε περιβάλλοντα υψηλής αβεβαιότητας. Η χρήση μεγαλύτερων ή πολυτροπικών συνόλων δεδομένων (π.χ. συνδυασμός χωρικών, χρονικών και καναλικών χαρακτηριστικών) αναμένεται επίσης να ενισχύσει περαιτέρω την αποδοτικότητα των μοντέλων και να προσφέρει βαθύτερη κατανόηση της λειτουργίας των δικτύων.

Τέλος, ιδιαίτερα ελκυστική είναι η προοπτική εφαρμογής και δοκιμής των αλγορίθμων σε πραγματικά δεδομένα από πραγματικά και συνεχούς λειτουργίας δίκτυα ή σε συνεργασία με άλλες πλατφόρμες προσομοίωσης πέρα από το DeepMIMO, ώστε να διερευνηθεί σε βάθος η πρακτική μεταφορά των ευρημάτων από το εργαστήριο στο πεδίο. Με την ενσωμάτωση πραγματικών μετρήσεων, θα καταστεί εφικτή η περαιτέρω βελτίωση των μοντέλων, η αναγνώριση επιπλέον προκλήσεων, αλλά και η επιβεβαίωση της αξίας των προτεινόμενων τεχνικών σε περιβάλλοντα με μεγαλύτερη πολυπλοκότητα και αβεβαιότητα.

Συνοψίζοντας, το πεδίο παραμένει ανοιχτό για μια σειρά από μελλοντικές επεκτάσεις και βελτιώσεις, τόσο σε επίπεδο δεδομένων όσο και σε επίπεδο μεθοδολογίας. Η πρόοδος στην παραμετροποίηση και τη ρεαλιστική αναπαράσταση των ασύρματων περιβαλλόντων, σε συνδυασμό με τη συνεχή εξέλιξη των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, υπόσχεται να οδηγήσει σε ακόμη πιο αποδοτικές, προσαρμοστικές και ευφυείς λύσεις για τα δίκτυα επόμενης γενιάς.

# Βιβλιογραφία- Αναφορές

### Πηγές

1. Chao, Hao, and Yongli Liu. “Emotion Recognition from Multi-Channel EEG Signals by Exploiting the Deep Belief-Conditional Random Field Framework.” *IEEE Access*, vol. 8, 2020, pp. 33002–33012, https://doi.org/10.1109/access.2020.2974009. Accessed 19 Apr. 2022.
2. “HOME - MonB5G.” *MonB5G - Research*, 2019, www.monb5g.eu/. Accessed 1 Apr. 2025.
3. “Huawei Launches Industry’s First AI Core Network, Enabling Intelligent Connectivity of AI Agents.” *Huawei*, 2025, www.huawei.com/en/news/2025/3/MWC-AI-Core-Network.
4. Nevin, Josh W., et al. “Machine Learning for Optical Fiber Communication Systems: An Introduction and Overview.” *APL Photonics*, vol. 6, no. 12, 1 Dec. 2021, p. 121101, https://doi.org/10.1063/5.0070838.
5. “Page Restricted.” *Huawei.com*, 2025, [www.huawei.com/en/huaweitech/future-technologies/5ga-scenarios-key-technologies-evolution-trends](http://www.huawei.com/en/huaweitech/future-technologies/5ga-scenarios-key-technologies-evolution-trends).
6. 3GPP. “The 3rd Generation Partnership Project (3GPP).” *3GPP*, www.3gpp.org/about-us.
7. “Cellular IoT in the 5G Era.” *Ericsson.com*, 6 Feb. 2020, www.ericsson.com/en/reports-and-papers/white-papers/cellular-iot-in-the-5g-era.
8. “Cellular IoT in the 5G Era.” Ericsson.com, 6 Feb. 2020, www.ericsson.com/en/reports-and-papers/white-papers/cellular-iot-in-the-5g-era.
9. Rico, Delia, and Pedro Merino. “A Survey of End-To-End Solutions for Reliable Low-Latency Communications in 5G Networks.” *IEEE Access*, vol. 8, 2020, pp. 192808–192834, https://doi.org/10.1109/access.2020.3032726. Accessed 30 Nov. 2020.
10. Andrews, Jeffrey G., et al. “What Will 5G Be?” *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 32, no. 6, June 2014, pp. 1065–1082, ieeexplore.ieee.org/document/6824752, https://doi.org/10.1109/jsac.2014.2328098. Accessed 30 Oct. 2019.
11. “Next Generation Communications | Samsung Research.” *Next Generation Communications | Samsung Research*, research.samsung.com/next-generation-communications.
12. Goldsmith, Andrea. *Wireless Communications*. *Cambridge University Press*, Cambridge, Cambridge University Press, 2005, www.cambridge.org/core/books/wireless-communications/800BA8A8211FBECB133A7BB77CD2E2BD.
13. “Fundamentals of Wireless Communication.” *Google Books*, 2025, books.google.gr/books?hl=el&lr=&id=GdsLAQAAQBAJ&oi=fnd&pg=PR15&dq=Tse. Accessed 13 Mar. 2025.
14. Marzetta, Thomas L. “Noncooperative Cellular Wireless with Unlimited Numbers of Base Station Antennas.” *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 9, no. 11, Nov. 2010, pp. 3590–3600, https://doi.org/10.1109/twc.2010.092810.091092.
15. Larsson, Erik G., et al. “Massive MIMO for next Generation Wireless Systems.” *IEEE Communications Magazine*, vol. 52, no. 2, Feb. 2014, pp. 186–195, portal.research.lu.se/portal/files/3993364/5323045.pdf, https://doi.org/10.1109/mcom.2014.6736761.
16. Rusek, F., et al. “Scaling up MIMO: Opportunities and Challenges with Very Large Arrays.” *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 30, no. 1, Jan. 2013, pp. 40–60, arxiv.org/pdf/1201.3210.pdf, https://doi.org/10.1109/msp.2011.2178495.
17. Gustavsson, U, et al. “On the Impact of Hardware Impairments on Massive MIMO.” *IEEE Globecom*, 2014, pp. 294–300, publications.lib.chalmers.se/records/fulltext/213917/local\_213917.pdf, https://doi.org/10.1109/GLOCOMW.2014.70634. Accessed 13 Mar. 2025.
18. Lu, Lu, et al. “An Overview of Massive MIMO: Benefits and Challenges.” *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 8, no. 5, Oct. 2014, pp. 742–758, ieeexplore.ieee.org/document/6798744/, https://doi.org/10.1109/jstsp.2014.2317671. Accessed 22 Oct. 2019.
19. Cisco. “Cisco Annual Internet Report (2018–2023) White Paper.” *Cisco*, 9 Mar. 2023, www.cisco.com/c/en/us/solutions/collateral/executive-perspectives/annual-internet-report/white-paper-c11-741490.html.
20. Shah, Syed Danial Ali, et al. “SDN Enhanced Multi-Access Edge Computing (MEC) for E2E Mobility and QoS Management.” *IEEE Access*, vol. 8, 2020, pp. 77459–77469, https://doi.org/10.1109/access.2020.2990292. Accessed 15 Jan. 2021.
21. “Artificial Neural Networks-Based Machine Learning for Wireless Networks: A Tutorial | IEEE Journals & Magazine | IEEE Xplore.” *Ieeexplore.ieee.org*, ieeexplore.ieee.org/document/8755300.
22. “Create Confusion Matrix Chart.” *Mathworks.com*, 2021, www.mathworks.com/help/stats/confusionchart.html.
23. Rafique, Wajid, et al. “A Survey on beyond 5G Network Slicing for Smart Cities Applications.” *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 1 Jan. 2024, pp. 1–1, [https://doi.org/10.1109/comst.2024.3410295. Accessed 21 Sept. 2024](https://doi.org/10.1109/comst.2024.3410295.%20Accessed%2021%20Sept.%202024).
24. Wikipedia Contributors. “Rectifier (Neural Networks).” *Wikipedia*, Wikimedia Foundation, 2 Apr. 2019, en.wikipedia.org/wiki/Rectifier\_(neural\_networks).
25. Rawat, Danda B, and Hassan El alami. *Metaverse: Requirements, Architecture, Standards, Status, Challenges, and Perspectives*. 2 Feb. 2023, www.researchgate.net/publication/368159070\_Metaverse\_Requirements\_Architecture\_Standards\_Status\_Challenges\_and\_Perspectives.
26. Bega, Dario, et al. “DeepCog: Optimizing Resource Provisioning in Network Slicing with AI-Based Capacity Forecasting.” *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 38, no. 2, Feb. 2020, pp. 361–376, [https://doi.org/10.1109/jsac.2019.2959245. Accessed 14 Jan. 2021](https://doi.org/10.1109/jsac.2019.2959245.%20Accessed%2014%20Jan.%202021).
27. Hnin Phyu, et al. *Machine Learning in Network Slicing - a Survey*. 21 Nov. 2022, https://doi.org/10.36227/techrxiv.21552105.v1. Accessed 15 Oct. 2023.
28. Saad, Walid, et al. “A Vision of 6G Wireless Systems: Applications, Trends, Technologies, and Open Research Problems.” *IEEE Network*, vol. 34, no. 3, 2019, pp. 1–9, <https://doi.org/10.1109/mnet.001.1900287>.
29. *DeepMIMO*. www.deepmimo.net/.
30. Alkhateeb, Ahmed. “DeepMIMO: A Generic Deep Learning Dataset for Millimeter Wave and Massive MIMO Applications.” *ArXiv.org*, 2019, arxiv.org/abs/1902.06435. Accessed 25 Mar. 2025.
31. “Machine Learning with MATLAB.” *Mathworks.com*, 2019, www.mathworks.com/solutions/machine-learning.html.
32. Frey, Johannes. “Machine Learning – Overfitting and How to Avoid It – Johannes Frey.” *Johannesfrey.com*, 18 May 2021, www.johannesfrey.com/overfitting-and-how-to-prevent-it? Accessed 26 Mar. 2025.
33. “Data Visualization with MATLAB.” *Www.mathworks.com*, [www.mathworks.com/discovery/data-visualization.html](http://www.mathworks.com/discovery/data-visualization.html).
34. “Creating 3-D Plots - MATLAB & Simulink Example.” *Www.mathworks.com*, www.mathworks.com/help/matlab/visualize/creating-3-d-plots.html.
35. “Dynamic Data Visualization in MATLAB.” *Mathworks.com*, 2018, www.mathworks.com/matlabcentral/discussions/general/876279-dynamic-data-visualization-in-matlab. Accessed 26 Mar. 2025.
36. “DeepMIMO v2 – Matlab – DeepMIMO.” *Deepmimo.net*, 2022, www.deepmimo.net/versions/v2-matlab/. Accessed 26 Mar. 2025.
37. Oluwaseun Shay Falade. “Deepmimo: A Generic Deep Learning Dataset for Millimeter Wave and Massive Mimo Applications to Vehicular Communications.” *Social Science Research Network*, 1 Jan. 2023, https://doi.org/10.2139/ssrn.4383745. Accessed 28 Apr. 2024.
38. <https://www.deepmimo.net/versions/5gnr/>
39. “IBM Db2 Warehouse.” *Ibm.com*, 3 Nov. 2022, www.ibm.com/docs/hu/db2-warehouse?topic=procedures-random-sampling. Accessed 2 July 2025.
40. ---. “Round-Robin Scheduling.” *Wikipedia*, Wikimedia Foundation, 7 Aug. 2019, en.wikipedia.org/wiki/Round-robin\_scheduling.
41. “DeepMIMO.” *Deepmimo.net*, 2025, www.deepmimo.net/documentation/scenarios/. Accessed 2 July 2025.
42. ---. “Shannon–Hartley Theorem.” *Wikipedia*, Wikimedia Foundation, 24 Oct. 2021, en.wikipedia.org/wiki/Shannon%E2%80%93Hartley\_theorem.

### Λίστα σχημάτων

1. adm. “Τι είναι το Δίκτυο 5G - πως λειτουργεί το 5G; τι προσφέρει το 5G”; *Ακτινοβολία: Μετρήσεις, Προστασία και Θωράκιση έναντι ακτινοβολιών - Aktinovolia.gr*, 14 Feb. 2021, aktinovolia.gr/%CF%84%CE%B9-%CE%B5%CE%AF%CE%BD%CE%B1%CE%B9-%CF%84%CE%BF-5g-%CF%80%CF%89%CF%82-%CE%BB%CE%B5%CE%B9%CF%84%CE%BF%CF%85%CF%81%CE%B3%CE%B5%CE%AF-%CF%84%CE%BF-5g/. Accessed 14 Mar. 2025.

2. Seppo Yrjola, and Al Jette. “Spectrum for the Industrial Internet of Things - Industry Needs, Barriers and Recommended New Models.” *Wireless Innovation Forum Conference on Wireless Communication Technologies and Software Defined Radio (WInnComm ‘18)*, 15 Nov. 2018, [www.researchgate.net/publication/328982010\_Spectrum\_for\_the\_Industrial\_Internet\_of\_Things\_-\_Industry\_Needs\_Barriers\_and\_Recommended\_New\_Models](http://www.researchgate.net/publication/328982010_Spectrum_for_the_Industrial_Internet_of_Things_-_Industry_Needs_Barriers_and_Recommended_New_Models).

3. “What Is MIMO Technology? - Everything RF.” *Www.everythingrf.com*, www.everythingrf.com/community/what-is-mimo-technology.

4. Chataut, Robin, and Robert Akl. “Massive MIMO Systems for 5G and beyond Networks—Overview, Recent Trends, Challenges, and Future Research Direction.” *Sensors*, vol. 20, no. 10, 12 May 2020, p. 2753, https://doi.org/10.3390/s20102753. Accessed 30 May 2020.

5. Singh, Sushil Kumar, et al. “Machine Learning-Based Network Sub-Slicing Framework in a Sustainable 5G Environment.” *Sustainability*, vol. 12, no. 15, 1 Jan. 2020, p. 6250, www.mdpi.com/787976, https://doi.org/10.3390/su12156250. Accessed 9 May 2023.

6.“VisibleBreadcrumbs.” *Mathworks.com*, 2019, [www.mathworks.com/help/stats/machine-learning-in-matlab.html](http://www.mathworks.com/help/stats/machine-learning-in-matlab.html).

8. Brownlee, Jason. “Display Deep Learning Model Training History in Keras.” *Machine Learning Mastery*, 16 June 2016, machinelearningmastery.com/display-deep-learning-model-training-history-in-keras/.

9. Αθανάσιος Σταυρακούδης. “Διαγράμματα διασποράς (Scatter Plot) με το Octave/Matlab.” *Econ.uoi.gr*, 2025, stavrakoudis.econ.uoi.gr/stavrakoudis/?iid=785. Accessed 2 July 2025.

10. “File:Charts SVG Example 1 - Simple Bar Chart.svg - Wikimedia Commons.” *Wikimedia.org*, 13 Mar. 2014, commons.wikimedia.org/wiki/File:Charts\_SVG\_Example\_1\_-\_Simple\_Bar\_Chart.svg. Accessed 2 July 2025.

11. “Predict Training Set Labels.” *Mathworks.com*, 2023, [www.mathworks.com/help/stats/classificationkernel.predict.html. Accessed 27 Mar. 2025](http://www.mathworks.com/help/stats/classificationkernel.predict.html.%20Accessed%2027%20Mar.%202025).

### Παράρτημα(Κώδικας Matlab)

Για να τρέξει ο κώδικας μας πρέπει να συμπεριλάβουμε τα έξι αρχεία.

1. **O1\_60.2.PL.mat**  
   Περιέχει έναν πίνακα pathloss (σε dB) με την απώλεια διαδρομής από τον σταθμό BS2 προς κάθε έναν από τους χρήστες του validation set στο σενάριο O1(60 GHz).
2. **O1\_60.5.PL.mat**  
   Αντίστοιχα, ο πίνακας pathloss για τον σταθμό BS5.
3. **O1\_60.12.PL.mat**  
   Ο πίνακας απωλειών διαδρομής για τον σταθμό BS12.
4. **O1\_60.13.PL.mat**  
   Ο πίνακας απωλειών διαδρομής για τον σταθμό BS13.
5. **O1\_60.BSBS.TX\_Loc.mat**  
   Περιέχει τις συντεταγμένες εκπομπής (TX\_Loc) όλων των σταθμών βάσεων(BSs) (BS2, BS5, BS12, BS13) στο επίπεδο (X,Y,Z).
6. **O1\_60.RX\_Loc.mat**  
   Περιέχει τις συντεταγμένες λήψης (RX\_Loc) όλων των υποψήφιων θέσεων χρηστών (τη διδιάστατη ή τριδιάστατη διάταξη χρηστών) στο ίδιο πλαίσιο.

– Τα .PL.mat αρχεία είναι απλώς οι πίνακες path‐loss (σε dB) που προκύπτουν από το κανάλι του DeepMIMO για το σενάριο O1(60 GHz).  
– Τα TX\_Loc/RX\_Loc αρχεία σου δίνουν πού βρίσκονται χωρικά οι σταθμοί βάσης και οι χρήστες.

Άρα ναι, όλα αυτά ανήκουν στο σενάριο (Scenario) 1 (O1) του DeepMIMO dataset, σε συχνότητα 60 GHz.

**ΚΩΔΙΚΑΣ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ ΣΕ MATLAB**

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

% ML\_ResourceAllocation\_4BS\_RoundRobin\_NoDisplayLabels\_FigFOffsets.m

%

% Περιγραφή:

% Το σκριπτ αυτό χρησιμοποιεί δεδομένα από τέσσερις βάσεις (BS2, BS5, BS12, BS13),

% ορίζει ποια βάση εξυπηρετεί καλύτερα κάθε χρήστη, και συγκρίνει τρεις τρόπους

% κατανομής πόρων: Random, RoundRobin και μια απλή νευρωνική προσέγγιση.

% Το νευρωνικό είναι σχετικά μικρό (32->16 νευρώνες) και περιλαμβάνει dropout=0.4.

% Επιπλέον, παράγονται διάφορα διαγράμματα (A έως J), όπου στο (F) χρησιμοποιούνται

% μικρές μετατοπίσεις (offsets) στο κείμενο για να ξεχωρίζουν καλύτερα οι βάσεις.

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

clear; clc; close all; rng('default');

%% (1) Φόρτωση δεδομένων PL (BS2, BS5, BS12, BS13)

fprintf('--- Φόρτωση δεδομένων ισχύος λήψης (PL) ---\n');

PL\_2\_data = load('O1\_60.2.PL.mat');

PL\_5\_data = load('O1\_60.5.PL.mat');

PL\_12\_data = load('O1\_60.12.PL.mat');

PL\_13\_data = load('O1\_60.13.PL.mat');

PL\_2 = PL\_2\_data.PL\_array\_full;

PL\_5 = PL\_5\_data.PL\_array\_full;

PL\_12 = PL\_12\_data.PL\_array\_full;

PL\_13 = PL\_13\_data.PL\_array\_full;

PL\_DL\_2 = PL\_2(:,1);

PL\_DL\_5 = PL\_5(:,1);

PL\_DL\_12 = PL\_12(:,1);

PL\_DL\_13 = PL\_13(:,1);

% Ελέγχουμε ότι όλα τα αρχεία έχουν ίδιο αριθμό εγγραφών

N2 = length(PL\_DL\_2);

N5 = length(PL\_DL\_5);

N12 = length(PL\_DL\_12);

N13 = length(PL\_DL\_13);

if (N2~=N5)||(N5~=N12)||(N12~=N13)

error('Τα PL αρχεία (BS2,BS5,BS12,BS13) δεν έχουν ίδιο πλήθος εγγραφών!');

end

N\_users = N2;

fprintf('Φορτώθηκαν δεδομένα PL για %d χρήστες (BS2, BS5, BS12, BS13)\n', N\_users);

% Δημιουργούμε έναν πίνακα path loss με τις τιμές και από τις τέσσερις βάσεις

pathLossMatrix = [PL\_DL\_2, PL\_DL\_5, PL\_DL\_12, PL\_DL\_13];

%% (2) Θέσεις χρηστών και σταθμών βάσης

fprintf('--- Φόρτωση συντεταγμένων χρηστών/βάσεων ---\n');

rxData = load('O1\_60.RX\_Loc.mat');

bsData = load('O1\_60.BSBS.TX\_Loc.mat');

rxLoc\_all = rxData.RX\_Loc\_array\_full(1:N\_users,2:4);

bs2\_xyz = bsData.BSBS\_TX\_Loc\_array\_full(2,2:4);

bs5\_xyz = bsData.BSBS\_TX\_Loc\_array\_full(5,2:4);

bs12\_xyz = bsData.BSBS\_TX\_Loc\_array\_full(12,2:4);

bs13\_xyz = bsData.BSBS\_TX\_Loc\_array\_full(13,2:4);

bsLoc= [bs2\_xyz; bs5\_xyz; bs12\_xyz; bs13\_xyz];

fprintf('BS2: (%.1f, %.1f, %.1f)\n', bs2\_xyz);

fprintf('BS5: (%.1f, %.1f, %.1f)\n', bs5\_xyz);

fprintf('BS12: (%.1f, %.1f, %.1f)\n', bs12\_xyz);

fprintf('BS13: (%.1f, %.1f, %.1f)\n', bs13\_xyz);

%% (3) Επιλογή μέρους των δεδομένων (subsampling)

fprintf('--- Επιλέγουμε τυχαία ένα υποσύνολο των χρηστών ---\n');

subsetSize = 30000;

if subsetSize < N\_users

idxAll = randperm(N\_users);

selectedIdx = idxAll(1:subsetSize);

else

selectedIdx = 1:N\_users;

end

rxLoc\_sub = rxLoc\_all(selectedIdx,:);

pathLoss\_sub = pathLossMatrix(selectedIdx,:);

N\_users\_sub = length(selectedIdx);

fprintf('Χρησιμοποιούμε %d χρήστες ως υποσύνολο.\n', N\_users\_sub);

%% (4) Ground Truth (BS2..BS13)

[~, bestBS\_sub\_num] = min(pathLoss\_sub, [], 2); % numeric 1..4

labelNames = {'BS2','BS5','BS12','BS13'};

y\_all = categorical(bestBS\_sub\_num, 1:4, labelNames);

% Κανονικοποιούμε τις συντεταγμένες (x,y,z)

X\_all = rxLoc\_sub;

muX = mean(X\_all,1);

stdX= std(X\_all,[],1);

X\_all= (X\_all - muX)./(stdX+eps);

%% (5) Διαχωρισμός σε Train και Validation

fprintf('--- Χωρίζουμε τα δεδομένα σε train/validation ---\n');

trainRatio = 0.8;

numTrain = round(trainRatio\*N\_users\_sub);

idxPerm = randperm(N\_users\_sub);

X\_train = X\_all(idxPerm(1:numTrain),:);

y\_train = y\_all(idxPerm(1:numTrain));

X\_val = X\_all(idxPerm(numTrain+1:end),:);

y\_val = y\_all(idxPerm(numTrain+1:end));

valCount= length(y\_val);

fprintf('Train set: %d δείγματα, Validation set: %d δείγματα\n', numTrain, valCount);

%% (6) Ορισμός και εκπαίδευση νευρωνικού (32->16, dropout=0.4)

layers= [

featureInputLayer(3,'Name','input')

fullyConnectedLayer(32,'Name','fc1')

reluLayer('Name','relu1')

dropoutLayer(0.4,'Name','drop1')

fullyConnectedLayer(16,'Name','fc2')

reluLayer('Name','relu2')

fullyConnectedLayer(4,'Name','fcFinal')

softmaxLayer('Name','softmax')

classificationLayer('Name','classOutput')

];

options = trainingOptions('adam',...

'MaxEpochs',15,...

'MiniBatchSize',256,...

'InitialLearnRate',1e-3,...

'Shuffle','every-epoch',...

'ValidationData',{X\_val,y\_val},...

'ValidationFrequency',40,...

'Plots','training-progress',...

'Verbose',true);

fprintf('--- Ξεκινάμε εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου ---\n');

net = trainNetwork(X\_train,y\_train,layers,options);

y\_pred= classify(net,X\_val);

acc\_ML= mean(y\_pred == y\_val)\*100;

fprintf('[ML] Ακρίβεια στο Validation = %.2f%%\n', acc\_ML);

%% (7) Υπολογισμός Path Loss (ML)

valIdx = idxPerm(numTrain+1:end);

pl\_ML = zeros(valCount,1);

for i = 1:valCount

gIdx = valIdx(i);

bID = find(labelNames == string(y\_pred(i)),1);

pl\_ML(i) = pathLoss\_sub(gIdx,bID);

end

meanPL\_ML = mean(pl\_ML);

fprintf('[ML] Μέσο Path Loss = %.2f dB\n', meanPL\_ML);

%% (8) Baselines: Random & RoundRobin

randomBS = randi([1 4],[N\_users\_sub,1]);

roundBS = mod((1:N\_users\_sub)'-1,4)+1;

pl\_Rand = zeros(valCount,1);

pl\_Round = zeros(valCount,1);

for i = 1:valCount

gIdx = valIdx(i);

pl\_Rand(i)= pathLoss\_sub(gIdx, randomBS(gIdx));

pl\_Round(i)= pathLoss\_sub(gIdx, roundBS(gIdx));

end

y\_val\_rand = categorical(randomBS(valIdx),1:4,labelNames);

y\_val\_round = categorical(roundBS(valIdx),1:4,labelNames);

acc\_Rand = mean(y\_val\_rand==y\_val)\*100;

acc\_Round = mean(y\_val\_round==y\_val)\*100;

meanPL\_Rand = mean(pl\_Rand);

meanPL\_Round = mean(pl\_Round);

fprintf('[Random] Ακρίβεια = %.2f%%, Μέσο PL = %.2f dB\n', acc\_Rand, meanPL\_Rand);

fprintf('[RoundRobin] Ακρίβεια = %.2f%%, Μέσο PL = %.2f dB\n', acc\_Round, meanPL\_Round);

%% (9) Υπολογισμός Throughput

BW\_total = 100e6;

TxPower\_dBm = 30;

NoiseFigure\_dB=5;

N0\_dBm\_per\_Hz= -174;

computeT= @(pl\_dB,bw) bw .\* log2(1 + ...

(10^(TxPower\_dBm/10)./10.^(pl\_dB/10)) ./ ...

(10^((N0\_dBm\_per\_Hz+NoiseFigure\_dB)/10).\*bw));

valUsersCount = length(pl\_ML);

% Μοιράζουμε το διαθέσιμο εύρος ζώνης με βάση την αντίστροφη τιμή του PL

userNeed = 1./pl\_ML;

userNeed = userNeed / sum(userNeed);

min\_bw = 1e3;

if BW\_total < valUsersCount \* min\_bw

BW\_per\_user\_ML = BW\_total/valUsersCount \* ones(valUsersCount,1);

else

remain = BW\_total - valUsersCount \* min\_bw;

BW\_per\_user\_ML = min\_bw + remain \* userNeed;

end

T\_ML = computeT(pl\_ML,BW\_per\_user\_ML);

mT\_ML = mean(T\_ML);

BW\_eq = BW\_total / valUsersCount;

T\_Rand = computeT(pl\_Rand, BW\_eq\*ones(valUsersCount,1));

T\_Round= computeT(pl\_Round,BW\_eq\*ones(valUsersCount,1));

mT\_Rand= mean(T\_Rand);

mT\_Round= mean(T\_Round);

fprintf('\n--- Throughput στο Validation Set ---\n');

fprintf('[ML] = %.2f Mbps\n', mT\_ML/1e6);

fprintf('[Random] = %.2f Mbps\n', mT\_Rand/1e6);

fprintf('[RoundRobin] = %.2f Mbps\n', mT\_Round/1e6);

%% (10) Διαγράμματα

% (A) Confusion Matrix

figure('Name','(A) ML Confusion Matrix');

confusionchart(y\_val, y\_pred,...

'RowSummary','row-normalized','ColumnSummary','column-normalized');

title(sprintf('ML Confusion Matrix (Val) - Acc=%.2f%%', acc\_ML));

% (B) Σύγκριση Ακριβείας

accVals = [acc\_Rand, acc\_Round, acc\_ML];

methods = categorical({'Random','Round-Robin','ML'});

figure('Name','(B) Accuracy Comparison');

bar(methods, accVals);

ylim([0 100]); ylabel('Accuracy (%)');

title('Ακρίβεια Ανάθεσης (Validation)');

% (C) Box Plot του Path Loss

figure('Name','(C) Path Loss Distribution');

boxplot([pl\_Rand, pl\_Round, pl\_ML], 'Labels',{'Random','Round-Robin','ML'});

ylabel('Path Loss (dB)');

title('Κατανομή Path Loss (Validation)');

% (D) Mean PL

meanPLs = [meanPL\_Rand, meanPL\_Round, meanPL\_ML];

figure('Name','(D) Mean PL');

bar(methods, meanPLs);

ylabel('Mean PL (dB)');

title('Μέσο Path Loss (Validation)');

% (E) Mean Throughput

meanTvals= [mT\_Rand, mT\_Round, mT\_ML]/1e6;

figure('Name','(E) Mean Throughput');

bar(methods, meanTvals);

ylabel('Mean Throughput (Mbps)');

title('Μέσο Throughput (Validation)');

% (F) 2D Layout (με offsets κειμένου)

figure('Name','(F) 5G Network Layout');

scatter(rxLoc\_sub(:,1), rxLoc\_sub(:,2),3,'filled','MarkerFaceAlpha',0.2);

hold on;

bsNames= {'BS2','BS5','BS12','BS13'};

% Προσθέτουμε οριζόντια/κάθετα offsets στα labels για να μην επικαλύπτονται

offsets = [ ...

+5, 0; % BS2: λίγο δεξιά

-30, 0; % BS5: αριστερά

+5, 0; % BS12: λίγο δεξιά

0, -10]; % BS13: κάτω

for b=1:4

scatter(bsLoc(b,1), bsLoc(b,2),80,'r','filled','MarkerEdgeColor','k');

text(bsLoc(b,1)+offsets(b,1), bsLoc(b,2)+offsets(b,2), ...

bsNames{b}, 'Color','r','FontWeight','bold');

end

legend('Users','Location','best');

xlabel('X coord'); ylabel('Y coord');

title('2D Layout (BS2, BS5, BS12, BS13)');

% (G) BW Allocation vs PL (ML)

figure('Name','(G) BW vs PL (ML)');

scatter(pl\_ML, BW\_per\_user\_ML, 30, 'filled');

xlabel('Path Loss (dB)'); ylabel('Bandwidth (Hz)');

title('Bandwidth Allocation vs Path Loss (ML)');

grid on;

% (H) Σύγκριση αναμενόμενου vs αποδιδόμενου BW

expected\_BW= (1./pl\_ML)/sum(1./pl\_ML)\*BW\_total;

figure('Name','(H) BW Allocation Evaluation');

plot(expected\_BW,'b','LineWidth',2); hold on;

plot(BW\_per\_user\_ML,'r','LineWidth',2);

xlabel('User Index'); ylabel('Bandwidth (Hz)');

title('Expected vs Allocated BW (ML)');

legend('Expected','Allocated');

grid on;

% (I) User Assignment & BW (ML)

figure('Name','(I) User Assignment (ML)');

hold on; grid on;

title('User Assignment (ML) & Allocated BW (Val)');

xlabel('X coord'); ylabel('Y coord');

predIdxNum= zeros(size(y\_pred));

for i=1:length(y\_pred)

predIdxNum(i)= find(labelNames==string(y\_pred(i)),1);

end

clr= {'b','m','g','c'};

mrk= {'o','^','s','d'};

BW\_val= BW\_per\_user\_ML;

for b=1:4

idx\_b= find(predIdxNum==b);

xVal= rxLoc\_sub(idxPerm(numTrain+ idx\_b),1);

yVal= rxLoc\_sub(idxPerm(numTrain+ idx\_b),2);

bwVal= BW\_val(idx\_b);

mSize= 20\*(bwVal/mean(bwVal));

scatter(xVal,yVal,mSize,clr{b},mrk{b},'filled','DisplayName',bsNames{b});

end

scatter(bsLoc(:,1),bsLoc(:,2),200,'r','filled','p','MarkerEdgeColor','k',...

'DisplayName','All BS');

legend('Location','best');

% (J) Εικόνα Ground Truth

figure('Name','(J) User Assignment (Ground Truth)');

hold on; grid on;

title('User Assignment (Ground Truth) - Validation');

xlabel('X coord'); ylabel('Y coord');

gtValNum= zeros(size(y\_val));

for i=1:length(y\_val)

gtValNum(i)= find(bsNames==string(y\_val(i)),1);

end

for b=1:4

idx\_b= find(gtValNum==b);

xVal= rxLoc\_sub(idxPerm(numTrain+ idx\_b),1);

yVal= rxLoc\_sub(idxPerm(numTrain+ idx\_b),2);

scatter(xVal,yVal,20,clr{b},mrk{b},'filled','DisplayName',bsNames{b});

end

scatter(bsLoc(:,1),bsLoc(:,2),200,'r','filled','p','MarkerEdgeColor','k',...

'DisplayName','All BS');

legend('Location','best');

fprintf('\\n\*\*\* Τέλος εκτέλεσης (BS2, BS5, BS12, BS13): Random vs RoundRobin vs ML \*\*\*\\n');