



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ  
ΠΑΤΡΩΝ  
UNIVERSITY OF PATRAS

Πολυτεχνική Σχολή

Τμήμα Μηχανικών Η/Υ & Πληροφορικής

Διπλωματική Εργασία

---

# Αποδοτική ανάθεση πόρων σε Δίκτυα 5G με χρήση Machine Learning

---

Ηλιοπούλου Σταυρούλα

A.M.: 1059626

Επιβλέπων

Μπούρας Χρήστος, Καθηγητής

Μέλη Επιτροπής Αξιολόγησης

Μπούρας Χρήστος, Καθηγητής

Παπαϊωάννου Ευαγγελία, Επίκουρη Καθηγήτρια

Γαροφαλάκης Ιωάννης, Καθηγητής

Πάτρα, 2023

© Copyright συγγραφέας Ηλιοπούλου Σταυρούλα, 2023

© 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 απαραίτητως και αποδοχή των απόψεων του συγγραφέα εκ μέρους του Τμήματος.

## Πρόλογος

Από τα αρχαία χρόνια, είναι φανερή η επιθυμία του ανθρώπου ως σκεπτόμενο και συλλογικό ον για επικοινωνία, δηλαδή για ανταλλαγή πληροφοριών με τον υπόλοιπο κόσμο. Χρησιμοποιώντας αγγελιοφόρους, σήματα φωτιάς, σήματα καπνού, τηλέγραφους, χειρόγραφα με περιστέρια, σηματοφόρους, σήματα Μορς και πολλά άλλα. Έτσι, κατάφερε να ενημερώνεται, να κοινωνικοποιείται, να εξελίσσεται, να μαθαίνει και να εξυπηρετείται. Για να εκπληρώσει όμως αυτή του την ανάγκη ήταν και είναι απαραίτητη η ύπαρξη ενός πομπού, που στέλνει ένα σήμα, ενός δέκτη, που δέχεται ένα σήμα, και ενός κοινού κώδικα επικοινωνίας, για ύπαρξη αλληλοκατανόησης. Ένα σήμα μπορεί να είναι ή ηχητικό, ή γραπτό, ή νοηματικό, ή μπορεί και να παρεμβάλλεται η απόσταση ανάμεσα στον πομπό και στον δέκτη, έτσι μεταδίδεται από έναν ασύρματο, ένα ραδιόφωνο, ένα τηλέφωνο, ένα τηλετυπο, ένα τηλεομοιοτυπικό/φαξ, μία τηλεόραση, έναν υπολογιστή, κ.λπ.

Αναλυτικότερα, επικοινωνία ως ορισμός είναι η διαδικασία μεταφοράς και ο διαμοιρασμός ιδεών, συναισθημάτων και πληροφοριών που στέλνονται από έναν αποστολέα και λαμβάνονται από έναν παραλήπτη (άνθρωπο ή και μηχανή). Στη συνέχεια, αυτό που επιθυμούσαν οι άνθρωποι ήταν η επίτευξη επικοινωνίας μεταξύ μιας απομακρυσμένης πηγής και ενός μακρινού προορισμού. Άρα, η επικοινωνία εξελίχθηκε με την πάροδο των χρόνων σε τηλεπικοινωνία, γιατί ήταν μία ανθρώπινη ανάγκη για επιβίωση και αφού ο άνθρωπος εξελίσσεται διαρκώς, εξελίχθηκε και αυτή, τόσο ως προς την απόσταση διασύνδεσης συσκευών, όσο και ως προς την ταχύτητα και την ποιότητα των μέσων. Πιο συγκεκριμένα, η τηλεπικοινωνία επιτυγχάνεται με αποστολή και μετάδοση ηλεκτρομαγνητικών κυμάτων ή ηλεκτρικών σημάτων από κατάλληλες ηλεκτρονικές συσκευές, ενσύρματα ή ασύρματα ανεξαρτήτως απόστασης, μέσω καναλιών επικοινωνίας (καλώδια, αέρας). Συνεπώς, έχουν κυριαρχήσει τα κινητά και ασύρματα δίκτυα επικοινωνιών, και αυτό φαίνεται από τη συχνή χρήση τους στα ραντάρ, στους μικροκυματικούς αναμεταδότες, στις αεροναυτικές, ναυτικές και δορυφορικές επικοινωνίες.

Στη σύγχρονη εποχή, ο άνθρωπος χρησιμοποιεί 2-3 διαφορετικά μέσα επικοινωνίας στην καθημερινή του ζωή. Για παράδειγμα, πιο συχνά ένα κινητό τηλέφωνο ή smartphone, αφού αποτελεί προέκταση του χεριού του, έναν υπολογιστή ή laptop και λιγότερο ένα tablet. Στην εποχή που διανύουμε, οι άνθρωποι πλέον κάνουν συχνή χρήση του διαδικτύου για επικοινωνία, κυρίως μέσω και των κινητών τους τηλεφώνων, αφού πλέον είναι smartphones

και έχουν πρόσβαση στον Παγκόσμιο Ιστό, που είναι μια τεράστια συλλογή από ψηφιακές ιστοσελίδες που βρίσκονται στο Διαδίκτυο, μέσω μιας ασύρματης σύνδεσης Wi-Fi, δηλαδή χωρίς τη χρήση καλωδίων. Επιπρόσθετα, είναι γεγονός ότι πλέον τα άτομα έχουν τη δυνατότητα να ενημερωθούν για τα πάντα και ηλεκτρονικά. Λόγω της ύπαρξης του ηλεκτρονικού ραδιοφώνου, των ηλεκτρονικών εφημερίδων ή περιοδικών, των ενημερωτικών site, των blog, των social media και των εφαρμογών διευκόλυνσης διάφορων αναγκών, με αποτέλεσμα ο ελεύθερος τους χρόνος να μετατρέπεται από παραγωγικό σε χρόνο κατανάλωσης.

Καταληκτικά είναι γεγονός ότι, ζούμε σε μια εποχή όπου οι άνθρωποι πλέον αποφεύγουν την φυσική επικοινωνία και την κοινωνική συναναστροφή, με αποτέλεσμα να νιώθουν μοναξιά ή να απομονώνονται στην εικονική καθημερινότητα του Διαδικτύου, κάτι που έρχεται σε αντίφαση με το παρελθόν, όπου αναζητούσαν κάθε δυνατό τρόπο επικοινωνίας. Και όλα αυτά κυρίως λόγω της εξέλιξης της τεχνολογίας και των κινητών τηλεφώνων, διότι περίπου 3 στα 4 άτομα, ασχολούνται με τη συσκευή τους προσποιούμενοι ότι είναι απασχολημένοι, για να αποφύγουν την επικοινωνία με κάποιο άλλο άτομο ή προς αντικατάσταση της φυσικής επικοινωνίας. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα, τα δεδομένα και οι πόροι στα συστήματα και δίκτυα τηλεπικοινωνιών να αυξάνονται ραγδαία για την κάλυψη των συνεχώς εξελισσόμενων αναγκών, αφού 6 στους 10 κατοίκους του πλανήτη είναι πλέον συνδεδεμένοι στο Διαδίκτυο, κυρίως ως χρήστες του mobile Internet.

## Περίληψη

Μια από τις μεγαλύτερες προκλήσεις που αναδύονται στα δίκτυα κινητής τηλεφωνίας 5ης γενιάς (5G) είναι η αποδοτική υποστήριξη στο δίκτυο όσον αφορά στη λήψη ολοένα και καλύτερων αποφάσεων με βάση τη διαθέσιμη γνώση και πληροφορία. Οι τεχνικές Μηχανικής Μάθησης (Machine Learning - ML) δίνουν τη δυνατότητα να αντιμετωπιστούν δυναμικά προβλήματα στα δίκτυα 5G, όπως η κατανομή των πόρων του δικτύου σε πραγματικό χρόνο, και να ληφθούν έγκυρες αποφάσεις βάσει δεδομένων, ακόμη και αν τα δεδομένα είναι ελλιπή, θορυβώδη ή ακόμη και αντιφατικά. Ταξινομούνται σε δύο μεγάλες κατηγορίες, σε εποπτευόμενη μάθηση (supervised learning) και μη εποπτευόμενη μάθηση (unsupervised learning), ανάλογα με τη φύση της εκπαίδευσης ή την «ανατροφοδότηση» που είναι διαθέσιμη σε ένα σύστημα εκμάθησης. Στόχος της συγκεκριμένης διπλωματικής είναι να μελετήσει αναλυτικά το πρόβλημα της ανάθεσης πόρων σε δίκτυα 5G και τις βελτιώσεις που η τεχνολογία της Μηχανικής Μάθησης μπορεί να προσφέρει, και να εφαρμόσει τεχνικές μηχανικής μάθησης για την περαιτέρω βελτίωση της ανάθεσης πόρων.

Λέξεις-Κλειδιά: Δίκτυα 5G, Ανάθεση, Αποδοτικότητα, Ασύρματα Δίκτυα, Δικτυακοί Πόροι, Δίκτυα Τηλεπικοινωνιών, Κινητά Δίκτυα, Μηχανική Μάθηση.

## **Abstract**

One of the biggest challenges emerging in 5th generation (5G) mobile networks is to efficiently support the network in making better and better decisions based on available knowledge and information. Machine Learning (ML) techniques enable us to tackle dynamic problems in 5G networks, such as real-time network resource allocation, and make valid data-driven decisions even if the data is incomplete, noisy or even contradictory. They are classified into two broad categories, supervised learning and unsupervised learning, depending on the nature of the training or "feedback" available in a learning system. The aim of this thesis is to study in detail the problem of resource assignment in 5G networks and the improvements that Machine Learning technology can offer, and to apply machine learning techniques to further improve resource assignment.

Keywords: 5G Networks, Delegation, Efficiency, Wireless Networks, Network Resources, Telecommunication Networks, Mobile Networks, Machine Learning.

# Περιεχόμενα

<i>1</i> .....	<b>5</b>
<b><i>Εισαγωγή</i></b> .....	<b>5</b>
<b>1.1</b> Σημασία του προβλήματος.....	<b>5</b>
<b>1.2</b> Στόχοι της Εργασίας .....	<b>7</b>
<b>1.3</b> Συνεισφορά της Διπλωματικής Εργασίας.....	<b>7</b>
<b>1.4</b> Διάρθρωση της Διπλωματικής Εργασίας.....	<b>8</b>
<i>2</i> .....	<b>10</b>
<b><i>Ιστορική Αναδρομή Κινητών Δικτύων Επικοινωνίας</i></b> .....	<b>10</b>
<b>2.1</b> Πρώτη Γενιά Κινητών Δικτύων – 1G .....	<b>10</b>
<b>2.2</b> Δεύτερη Γενιά Κινητών Δικτύων – 2G .....	<b>11</b>
<b>2.3</b> Τρίτη Γενιά Κινητών Δικτύων – 3G .....	<b>12</b>
<b>2.4</b> Τέταρτη Γενιά Κινητών Δικτύων – 4G.....	<b>13</b>
<i>3</i> .....	<b>15</b>
<b><i>Πέμπτη Γενιά Κινητών Δικτύων – 5G</i></b> .....	<b>15</b>
<b>3.1</b> Εισαγωγή στη Τεχνολογία 5G .....	<b>15</b>
3.1.1 Τεχνικά Χαρακτηριστικά.....	16
3.1.2 Απαιτήσεις του Δικτύου 5G.....	17
3.1.3 Προκλήσεις του Δικτύου 5G.....	18
3.1.4 Αρχιτεκτονική του Δικτύου 5G .....	19
3.1.5 Πλεονεκτήματα & Μειονεκτήματα (Υγεία) .....	20
3.1.6 Εφαρμογές και Υπηρεσίες .....	24
<b>3.2</b> Τεχνολογίες 5G .....	<b>27</b>
3.2.1 Μικροκυψέλες.....	30
<b>3.3</b> Υλοποιήσεις 5G.....	<b>31</b>
3.3.1 Distributed Antenna Systems - DAS.....	31
3.3.2 Software Defined Networking - SDN .....	33
3.3.3 Network Function Virtualization - NFV .....	34
3.3.4 Multiple Input Multiple Output – MIMO.....	36
3.3.5 Cognitive Radio – CR.....	38
3.3.6 Millimeter Wave Communications - mmWave Communications .....	41
<i>4</i> .....	<b>45</b>
<b><i>Μηχανική Μάθηση</i></b> .....	<b>45</b>
<b>4.1</b> Εισαγωγή.....	<b>45</b>
<b>4.2</b> Κατηγορίες Μηχανικής Μάθησης.....	<b>46</b>
4.2.1 Επιβλεπόμενη Μάθηση.....	46
4.2.2 Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση .....	47
4.2.3 Ήμι-Επιβλεπόμενη Μάθηση.....	47
4.2.4 Ενισχυτική Μάθηση.....	48

4.2.5	Διαδικασία Εκμάθησης - Meta Learning .....	49
4.2.6	Αναπτυξιακή Μάθηση - Developmental robotics .....	50
<b>4.3</b>	<b>Μοντέλα Κατηγοριοποίησης Προβλημάτων .....</b>	<b>51</b>
4.3.1	Ταξινόμηση – Classification .....	51
4.3.2	Παλινδρόμηση – Regression .....	52
4.3.2.1	Γραμμική παλινδρόμηση .....	53
4.3.2.2	Παλινδρόμηση Ridge .....	54
4.3.3	Συσταδοποίηση – Clustering .....	55
4.3.4	Εκτίμηση Πυκνότητας – Density estimation.....	57
4.3.5	Μείωση Διαστασιμότητας – Dimensionality reduction .....	59
<b>4.4</b>	<b>Τεχνικές Κατηγοριοποίησης Αποτελεσμάτων.....</b>	<b>60</b>
4.4.1	Δέντρα απόφασης - Decision Trees.....	60
4.4.2	Τυχαίο δάσος – Random Forest .....	61
4.4.3	Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης - Support Vector Machines .....	63
4.4.4	Νευρωνικά Δίκτυα - Neural Networks.....	63
4.4.5	Κλίση - Gradient.....	64
4.4.6	Μέσο απόλυτο σφάλμα - Mean Absolute Error.....	65
4.4.7	Σφάλμα ρίζας μέσου τετραγώνου - Root Mean Square Error (RMSE) .....	66
<b>4.5</b>	<b>Εφαρμογές Μηχανικής Μάθησης .....</b>	<b>67</b>
<b>4.6</b>	<b>Βαθιά Μάθηση – Deep Learning.....</b>	<b>68</b>
<b>5</b>	<b>.....</b>	<b>71</b>
<i>Χρήση Μηχανικής Μάθησης σε Συστήματα 5G .....</i>	<i>.....</i>	<i>71</i>
<b>6</b>	<b>.....</b>	<b>74</b>
<i>Πρόβλημα Κατανομής Πόρων.....</i>	<i>.....</i>	<i>74</i>
6.1	Εισαγωγή.....	74
6.2	Κριτήρια για την κατανομή των πόρων.....	80
<b>7</b>	<b>.....</b>	<b>84</b>
<i>Πειραματικό μέρος .....</i>	<i>.....</i>	<i>84</i>
7.1	Εισαγωγή.....	84
7.2	Οπτικοποίηση – Προεπεξεργασία δεδομένων .....	85
7.3	Πειραματικά Αποτελέσματα .....	94
<b>8</b>	<b>.....</b>	<b>97</b>
<i>Συμπεράσματα και Μελλοντική Εργασία.....</i>	<i>.....</i>	<i>97</i>
8.1	Συμπεράσματα .....	97
8.2	Μελλοντική Εργασία.....	98
<i>Βιβλιογραφία - Αναφορές .....</i>	<i>.....</i>	<i>99</i>
<i>Παράρτημα - Κώδικας Υλοποίησης.....</i>	<i>.....</i>	<i>107</i>



## Λίστα Εικόνων

Εικόνα 1: Distributed Antenna Systems - DAS.....	32
Εικόνα 2: Network Function Virtualization – NFV. ....	35
Εικόνα 3: Cognitive Radio – CR. ....	40
Εικόνα 4: Ιστόγραμμα συχνοτήτων για την στήλη Energy. ....	88
Εικόνα 5: Ιστόγραμμα συχνοτήτων που αφορά την στήλη Load. ....	89
Εικόνα 6: Ιστόγραμμα συχνοτήτων για την στήλη Frequency. ....	89
Εικόνα 7: Ιστόγραμμα συχνοτήτων για την στήλη Bandwidth. ....	90
Εικόνα 8: Διάγραμμα για την στήλη TXpower. ....	90
Εικόνα 9: Γράφημα κατανομής των εγγραφών για την στήλη CellName. ....	91
Εικόνα 10: Γράφημα για την στήλη RUType.....	91
Εικόνα 11: Γράφημα κατανομής των εγγραφών για την στήλη Mode. ....	92
Εικόνα 12: Γράφημα κατανομής των εγγραφών για την στήλη Antennas. ....	92
Εικόνα 13: Πίνακας συσχέτισης μεταξύ των στηλών του συνόλου δεδομένων.....	93

## Λίστα Πινάκων

Πίνακας 1: Οι στήλες που περιείχε το αρχείο base_station_basic_info.csv. ....	86
Πίνακας 2: Οι στήλες που περιείχε το αρχείο cell_level_data.csv. ....	86
Πίνακας 3: Οι οποίες που περιείχε το αρχείο energy_consumption.csv.....	87
Πίνακας 4: Πλήθος των ελλিপών τιμών ανά στήλη. ....	88
Πίνακας 5: Στήλες που αφαιρέθηκαν. ....	94
Πίνακας 6: Στήλες που εφαρμόστηκε η τεχνική Label Encoding. ....	94
Πίνακας 7: Αποτελέσματα όσο αφορά την μετρική Mean Absolute Error. ....	95
Πίνακας 8: Αποτελέσματα όσο αφορά την μετρική RMSE. ....	96

# 1

## Εισαγωγή

### 1.1 Σημασία του προβλήματος

Λόγω της δυνητικής αύξησης της κινητής κίνησης και της ταχείας επέκτασης των υποδομών επικοινωνιών, το 4G δεν έχει πλέον τη δυνατότητα ανταπόκρισης στις πραγματικές ανάγκες των χρηστών. Για να υπάρχει βελτίωση της ποιότητας των υπηρεσιών (Quality of Service - QoS) και για την επίτευξη της ικανοποίησης των χρηστών, προκύπτει μια νέα γενιά "5G", η οποία προσδοκάτε να πληροί ποικίλες απαιτήσεις, όπως η υποστήριξη τεράστιου αριθμού συνδεδεμένων συσκευών 10-100 φορές μεγαλύτερου από το 4G, η υποστήριξη όγκου κινητών δεδομένων ανά περιοχή 1000 φορές υψηλότερου από το 4G, η μείωση της καθυστέρησης από άκρο σε άκρο (End-to-End - E2E) σε μόλις 5 ms, κ.λπ.

Για να έχει τη δυνατότητα ανταπόκρισης σε αυτές τις απαιτήσεις, το 5G είναι απαραίτητο να ενσωματώνει τεχνολογίες που θα έχουν τη δυνατότητα μετάδοσης και γρήγορης λήψης μεγάλου όγκου δεδομένων με κόστος μικρότερο ή ίσο με την τρέχουσα τεχνολογία κινητής τηλεφωνίας, ενώ παράλληλα οι τεχνολογίες αυτές θα ενσωματώνουν και θα είναι υπεύθυνες για τη διαχείριση ετερογενών στοιχείων δικτύου. Ως εκ τούτου, αρκετές βασικές τεχνολογίες που υιοθετήθηκαν από το 4G θα ενσωματωθούν στο 5G με κάποιες βελτιώσεις.

Η ενσωμάτωση αυτών των τεχνολογιών στο πλαίσιο του 5G δικτύου δημιουργεί διάφορα εμπόδια. Τα κυριότερα από αυτά περιλαμβάνουν την αποτελεσματική διαχείριση της

σημαντικής εισροής δεδομένων που προκαλείται από το UDSC και τον μετριάσμο των παρεμβολών μεταξύ μεγαλύτερων μακρο-κυψελών και μικρότερων μικρο-κυψελών. Αυτό περιλαμβάνει τη λήψη τεκμηριωμένων επιλογών σχετικά με την τεχνολογία πρόσβασης ραδιοφώνου (Τεχνολογία πρόσβασης ραδιοφώνου - RAT), την καταπολέμηση της πολυπλοκότητας της εκτεταμένης εφαρμογής MIMO, τη διασφάλιση συγχρονισμού και ευθυγράμμισης των εφαρμογών 5G, τον έμπειρο εντοπισμό εγγύτητας και τον περιορισμό παρεμβολών στη συσκευή από τη συσκευή (Συσκευή προς -Συσκευή - D2D) επικοινωνία, διαχωρισμός ελέγχου και στρωμάτων δεδομένων, διατήρηση της ασφάλειας στην εικονικοποίηση λειτουργιών δικτύου (Network Function Virtualization - NFV) και σε δικτύωση που καθορίζεται από λογισμικό (Software-Defined Networking - SDN), διατήρηση ελέγχου και εμπιστευτικότητας στο SDN, διαχείριση αξιοσημείωτου σήματος εξασθένηση, βελτιστοποίηση συστοιχιών κεραιών, αντιμετώπιση σημαντικών απωλειών ατμοσφαιρικού σήματος, πλοήγηση μέσω σημαντικών απωλειών διείσδυσης και διαχείριση αυτο-παρεμβολών στην επικοινωνία Full-Duplex (Full-Duplex - FD).

Ως αποτέλεσμα, είναι απαραίτητο να αυτοματοποιηθεί και να διαχειριστεί το όλο και πιο πολύπλοκο δίκτυο 5G για να ανταποκριθεί στις προκλήσεις και τις απαιτήσεις του 5G. Ως εκ τούτου, πρέπει να αναπτυχθούν νέες προσεγγίσεις διαχείρισης για τη βελτίωση της ευφυΐας στο 5G.

Ουσιαστικά, αυτές οι προσεγγίσεις πρέπει να γίνουν πιο ακριβείς και ρεαλιστικές για την αποτελεσματική διαχείριση των πόρων του δικτύου και των σημαντικών ποσοτήτων δεδομένων που παράγονται από το σύστημα 5G, καλύπτοντας τις ανάγκες τόσο των χρηστών όσο και των επιχειρησιακών φορέων. Η Τεχνητή Νοημοσύνη (Artificial Intelligence - AI) εισάγει και υποστηρίζει νέες υπηρεσίες με διαφορετικές απαιτήσεις για το μελλοντικό πλαίσιο δικτύου. Πρόσφατα, την τεχνητή νοημοσύνη διαδέχθηκε η Μηχανική Μάθηση (Machine Learning - ML), η οποία αναδεικνύεται ως μία από τις πιο υποσχόμενες μεθοδολογίες τεχνητής νοημοσύνης. Η ML βοηθά τα συστήματα στη μάθηση, τη βελτιστοποίηση και τον έλεγχο εκτεταμένων συνόλων δεδομένων που οι άνθρωποι δεν μπορούν να χρησιμοποιήσουν συστηματικά. Διαθέτει την ικανότητα όχι μόνο να προλαμβάνει προβλήματα αλλά και να προβλέπει με ακρίβεια ζητήματα όπως αυτά εμφανίζονται σε πραγματικό χρόνο.

## ***1.2 Στόχοι της Εργασίας***

Μια από τις μεγαλύτερες προκλήσεις που αναδύονται στα δίκτυα κινητής τηλεφωνίας 5<sup>ης</sup> γενιάς (5G) είναι η αποδοτική υποστήριξη στο δίκτυο όσον αφορά στη λήψη ολοένα και καλύτερων αποφάσεων με βάση τη διαθέσιμη γνώση και πληροφορία.

Οι τεχνικές Μηχανικής Μάθησης (Machine Learning - ML) δίνουν τη δυνατότητα να αντιμετωπιστούν δυναμικά προβλήματα στα δίκτυα 5G, όπως η κατανομή των πόρων του δικτύου σε πραγματικό χρόνο, και να ληφθούν έγκυρες αποφάσεις βάσει δεδομένων, ακόμη και αν τα δεδομένα είναι ελλιπή, θορυβώδη ή ακόμη και αντιφατικά. Ταξινομούνται σε δύο μεγάλες κατηγορίες, σε εποπτευόμενης μάθησης (Supervised Learning) και μη εποπτευόμενης μάθησης (Unsupervised Learning), ανάλογα με τη φύση της εκπαίδευσης ή την «ανατροφοδότηση» που είναι διαθέσιμη σε ένα σύστημα εκμάθησης.

Στόχος της συγκεκριμένης διπλωματικής είναι να μελετήσει αναλυτικά το πρόβλημα της ανάθεσης πόρων σε δίκτυα 5G και τις βελτιώσεις που η τεχνολογία Machine Learning μπορεί να προσφέρει, και να εφαρμόσει τεχνικές μηχανικής μάθησης για την περαιτέρω βελτίωση της ανάθεσης πόρων.

## ***1.3 Συνεισφορά της Διπλωματικής Εργασίας***

Τα τελευταία χρόνια, υπήρξε αξιοσημείωτος ενθουσιασμός σχετικά με τη στροφή προς τα δίκτυα 5G με κυψελοειδές δομή. Αυτά τα δίκτυα αναμένεται να χειρίζονται εξαιρετικά υψηλές ταχύτητες δεδομένων και να απαιτούν έξυπνα μοντέλα για τον σχεδιασμό και τη διαχείρισή τους. Κατά συνέπεια, η ενσωμάτωση εργαλείων Μηχανικής Μάθησης σε συστήματα 5G έχει προσελκύσει σημαντική παγκόσμια προσοχή από διάφορα έργα και ερευνητικούς φορείς.

Αυτό το έγγραφο περιλαμβάνει περισσότερα από απλή έρευνα σχετικά με το υπόβαθρο των τεχνικών 5G και ML. Παρέχει επίσης μια θεμελιώδη επισκόπηση των δυσκολιών που σχετίζονται με την ενσωμάτωση προηγμένων τεχνολογιών στο πλαίσιο 5G και διευκρινίζει πώς οι λύσεις ML έχουν τη δυνατότητα να ξεπεράσουν αυτές τις προκλήσεις.

## 1.4 Διάρθρωση της Διπλωματικής Εργασίας

Η παρούσα εργασία διαρθρώνεται ως εξής:

- Το πρώτο κεφάλαιο αποτελεί το εισαγωγικό κεφάλαιο της εργασίας όπου αναφέρεται η σημασία του προβλήματος, οι στόχοι της εργασίας, η συνεισφορά της διπλωματικής εργασίας καθώς και η διάρθρωση της εργασίας.
- Το δεύτερο κεφάλαιο έχει ως θέμα την ιστορική αναδρομή κινητών Δικτύων Επικοινωνίας, όπου παρουσιάζονται η Πρώτη Γενιά Κινητών Δικτύων – 1G, η Δεύτερη Γενιά Κινητών Δικτύων – 2G, η Τρίτη Γενιά Κινητών Δικτύων – 3G καθώς και η Τέταρτη Γενιά Κινητών Δικτύων – 4G.
- Το τρίτο κεφάλαιο έχει ως θέμα την Πέμπτη Γενιά Κινητών Δικτύων – 5G. Πιο συγκεκριμένα, πραγματοποιείται μία σύντομη εισαγωγή στη Τεχνολογία 5G και παρουσιάζονται τα τεχνικά χαρακτηριστικά, οι απαιτήσεις του Δικτύου 5G, οι προκλήσεις του Δικτύου 5G, η αρχιτεκτονική του Δικτύου 5G, τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα καθώς και ορισμένες εφαρμογές και υπηρεσίες. Στη συνέχεια, παρουσιάζονται οι τεχνολογίες 5G και κυρίως οι Μικροκυψέλες. Τέλος, παρουσιάζονται ορισμένες υλοποιήσεις 5G, όπως Distributed Antenna Systems, Software Defined Networking, Network Function Virtualization, Multiple Input Multiple Output, Cognitive Radio και Millimeter Wave Communications.
- Το τέταρτο κεφάλαιο έχει ως θέμα τη μηχανική μάθηση. Πιο συγκεκριμένα, πραγματοποιείται μία σύντομη εισαγωγή για τη μηχανική μάθηση και παρουσιάζονται οι κατηγορίες Μηχανικής Μάθησης, τα μοντέλα κατηγοριοποίησης προβλημάτων, οι τεχνικές κατηγοριοποίησης αποτελεσμάτων, ορισμένες εφαρμογές Μηχανικής Μάθησης καθώς και η Βαθιά Μάθηση.
- Στο πέμπτο κεφάλαιο γίνεται αναφορά στη χρήση της Μηχανικής Μάθησης σε Συστήματα 5G.
- Το έκτο κεφάλαιο έχει ως θέμα το Πρόβλημα Κατανομής Πόρων, όπου πραγματοποιείται μία σύντομη εισαγωγή για το θέμα και παρουσιάζονται τα κριτήρια για την κατανομή των πόρων.
- Το έβδομο κεφάλαιο αποτελεί το πειραματικό μέρος της εργασίας.

- Τέλος, το όγδοο κεφάλαιο συνιστά το κεφάλαιο των συμπερασμάτων, όπου παρουσιάζονται τα συμπεράσματα που προέκυψαν και γίνονται συστάσεις για μελλοντική εργασία.

# 2

## Ιστορική Αναδρομή Κινητών Δικτύων Επικοινωνίας

### *2.1 Πρώτη Γενιά Κινητών Δικτύων – 1G*

Κατά τη διάρκεια της δεκαετίας του 1970, πραγματοποιήθηκε η εισαγωγή του νέου όρου "κινητές επικοινωνίες πρώτης γενιάς" (1G). Κατά την περίοδο αυτή, εμφανίστηκαν πρωτοποριακά συστήματα όπως το Advanced Mobile Phone System (AMPS) στη Βόρεια Αμερική, το Nordic Mobile Telephone (NMT) στη Σκανδιναβία, το Total Access Communications System (TACS) στο Ηνωμένο Βασίλειο και το Total Access Communications System της Ιαπωνίας (JTACS) (Hong et al., 2014).

Η πρωτογενής τεχνολογία 1G περιλάμβανε ένα βασικό αναλογικό σύστημα με ταχύτητες μεταφοράς δεδομένων που έφταναν τα 2,4 kbps, ειδικά σχεδιασμένο για φωνητικές συνομιλίες. Λειτουργώντας σε ένα φάσμα συχνοτήτων 30 kHz, χρησιμοποιούσε τεχνικές όπως η Συχνотική Διαμόρφωση (Frequency Modulation - FM) και η Πολλαπλή Πρόσβαση με Διαίρεση Συχνότητας (Frequency Division Multiple Access - FDMA). Ωστόσο, η τεχνολογία 1G περιείχε ορισμένα περιοριστικά στοιχεία, καθώς αναφέρουν οι Abrol και Jha (2016):



- i. Η χρήση αναλογικής διαμόρφωσης, η απουσία κρυπτογράφησης, η περιορισμένη ποιότητα και οι ασφαλείς ευπάθειες στην ασφάλεια αντιμετώπιζαν σοβαρά μειονεκτήματα.
- ii. Η χρήση της τεχνολογίας FDMA επέβαλλε περιορισμούς στη δυνατότητα ταυτόχρονης σύνδεσης των χρηστών.
- iii. Η έλλειψη ετερογενών μεθόδων μετάδοσης, σε συνδυασμό με την πιθανή εκπομπή επιβλαβούς ισχύος από τους σταθμούς βάσης.
- iv. Υποστήριζε μόνο υπηρεσίες φωνής.
- v. Η έλλειψη ενοποιημένων διεθνών προτύπων οδηγούσε σε ποικίλα συστήματα υλοποίησης.

Συνολικά, παρά την πρωτοπορία της τεχνολογίας 1G στον τομέα των κινητών επικοινωνιών, προέκυψαν περιορισμοί που ώθησαν στην ανάπτυξη μελλοντικών γενεών για την αντιμετώπιση αυτών των ζητημάτων.

## ***2.2 Δεύτερη Γενιά Κινητών Δικτύων – 2G***

Κατά τη διάρκεια των 1990s, εισήχθησαν τα παγκόσμια συστήματα κινητής επικοινωνίας (Global System for Mobile Communications - GSM), που σηματοδοτούν την πρώτη γενιά των συστημάτων δεύτερης γενιάς. Το GSM αναπαριστά ένα βασικό ψηφιακό κυψελοειδές σύστημα που χρησιμοποιεί τη διαμόρφωση Gauss Minimum Frequency Shift Keying (GMSK), την τεχνολογία Time Division Multiple Access (TDMA) και έχει εύρος ζώνης 200 kHz για φωνητικές επικοινωνίες. Τα χαρακτηριστικά αυτής της γενιάς είναι (Hong et al., 2014):

- i. Η εισαγωγή ενός παγκόσμιου προτύπου κινητής επικοινωνίας, προωθώντας την ανάπτυξη της παγκόσμιας τεχνολογίας κινητής επικοινωνίας.
- ii. Βελτίωση των υπηρεσιών που παρέχονται
- iii. Ενίσχυση της ασφάλειας του δικτύου μέσω της χρήσης κρυπτογραφημένων αναγνωριστικών.
- iv. Αύξηση της χωρητικότητας του συστήματος για μεγαλύτερη αποτελεσματικότητα.

- v. Επέκταση της διάρκειας ζωής των μπαταριών των κινητών τηλεφώνων, καθώς οι ραδιοσημαντήρες καταναλώνουν λιγότερη ενέργεια.

Ωστόσο, ο χαμηλότερος ρυθμός μετάδοσης δεδομένων του GSM ώθησε στη βελτίωση των συστημάτων που βασίζονται σε κύτταρα. Αυτά τα συστήματα χρησιμοποιούν την τεχνολογία General Packet Radio Service (GPRS) και ταξινομούνται ως 2.5G.

Το GPRS λειτουργεί με μεταγωγή πακέτων και κυκλώματος, επωφελούμενο από το GSM. Η ταχύτητα μετάδοσης δεδομένων μπορεί να φτάσει τα 50 kbps, και η διαμόρφωση παραμένει παρόμοια με το GSM. Το GPRS αποτελεί το πρώτο βήμα προς το περιβάλλον του GSM που υποστηρίζει την Enhanced Data rates for GSM Evolution (EDGE) (Hong et al., 2014).

Η τεχνολογία EDGE αντιπροσωπεύει προπομπό της 3G και παρέχει τη δυνατότητα μεταφοράς και λήψης δεδομένων με ταχύτητα έως 200 kbps. Βασίζεται στο πρότυπο GSM, αξιοποιώντας τα ίδια μέσα μετάδοσης και εύρος ζώνης, αλλά χρησιμοποιεί διαμόρφωση Eight Phase-Shift Keying (8PSK) και GMSK αντίστοιχα, γεγονός που εξασφαλίζει υψηλότερες ταχύτητες μετάδοσης δεδομένων αλλά με συνάμα πιο περιορισμένη εμβέλεια για το 8PSK και ευρύτερη εμβέλεια αλλά χαμηλότερες ταχύτητες για το GMSK. Αναπτύχθηκε με στόχο τη βελτίωση των υπηρεσιών μεταφοράς πακέτων και για μελλοντικές εφαρμογές υψηλής ταχύτητας δεδομένων, όπως τα πολυμέσα (Abrol & Jha, 2016).

### ***2.3 Τρίτη Γενιά Κινητών Δικτύων – 3G***

Αρχικά, το σύστημα 3G εφαρμόζει την τεχνολογία πολλαπλής πρόσβασης με διαίρεση κώδικα ευρείας ζώνης (Wideband Code Division Multiple Access - WCDMA) και την τεχνολογία πρόσβασης πακέτων υψηλής ταχύτητας (High-Speed Packet Access - HSPA) για την παροχή ταχείας πρόσβασης στο Διαδίκτυο και τη σημαντική αναβάθμιση των δυνατοτήτων μετάδοσης βίντεο και ήχου. Επίσης, το HSPA αποτελεί το αποτέλεσμα της σύζευξης δύο πρωτοκόλλων κινητής τηλεφωνίας, του High-Speed Downlink Packet Access (HSDPA) για την κατεύθυνση προς τα κάτω και του High-Speed Uplink Packet Access (HSUPA) για την αντίθετη κατεύθυνση. Όλο αυτό έχει ως αποτέλεσμα την ενίσχυση και τη

βελτίωση των επιδόσεων των δικτύων 3G που βασίζονται στο πρωτόκολλο WCDMA (Akyildiz, Gutierrez-Estevez & Reyes, 2010).

Επιπλέον, το προηγμένο HSPA, γνωστό και ως HSPA+, αποτελεί μια αναβαθμισμένη έκδοση του έργου συνεργασίας τρίτης γενιάς (3rd Generation Partnership Project - 3GPP), που ξεκίνησε το 2008 και αποτέλεσε διεθνή πραγματικότητα το 2010. Σε αντίθεση, η μακροπρόθεσμη εξέλιξη προς το 3.9G (Long Term Evolution - LTE) περιλαμβάνει χαρακτηριστικά που υπερβαίνουν τα στάνταρ που συναντώνται στις συνηθισμένες κινητές επικοινωνίες 3G. Παρ' όλα αυτά, οι ITU και 3GPP κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι η τεχνολογία LTE μπορεί επίσημα να αναγνωριστεί ως τεχνολογία 4G (Akyildiz, Gutierrez-Estevez & Reyes, 2010).

## ***2.4 Τέταρτη Γενιά Κινητών Δικτύων – 4G***

Στην κορυφή αυτής της εξέλιξης, το Long Term Evolution (LTE) παρουσιάζεται ως μια ασύρματη τεχνολογία πρόσβασης. Αυτή η τεχνολογία στηρίζεται στην ορθογώνια πολυπλεξία διαίρεσης συχνότητας (Orthogonal Frequency Division Multiplexing - OFDM), δίνοντας τη δυνατότητα για προηγμένη μετάδοση με πολλαπλές κεραιές και επεκτάσιμες ζώνες μετάδοσης πλάτους έως και 20 MHz. Ακόμα, η τεχνολογία πολλαπλών εισόδων και πολλαπλών εξόδων (Multiple-Input And Multiple-Output - MIMO) αποτελεί βασικό τμήμα του συστήματος, δίνοντας τη δυνατότητα για υψηλότερες ταχύτητες μετάδοσης δεδομένων και πολλαπλές ροές με σκοπό την επίτευξη μεγάλης φασματικής απόδοσης. Αυτό ενισχύει τη σύνδεση και αλλάζει τα πρότυπα ακτινοβολίας για να βελτιώσει την ποιότητα του σήματος.

Ένα άλλο σημαντικό στοιχείο του LTE είναι η προσαρμοστική διαμόρφωση δέσμης της κεραιάς που χρησιμοποιείται για τη δημιουργία συστοιχίας παρεμβολής. Αυτό συντελεί στην βελτίωση της απόδοσης του συστήματος και τη μείωση του παρεμβολιακού θορύβου. Η τεχνολογία LTE αυξάνει ταχύτητες μετάδοσης δεδομένων έως και 100 megabits ανά δευτερόλεπτο (Mbps).

Αναδυόμενο από αυτή την εξέλιξη, το LTE Advanced (LTEA) πηγαίνει ένα βήμα παραπέρα. Έχει τη δυνατότητα να φτάσει ταχύτητες μετάδοσης δεδομένων άνω του 1 gigabit ανά

δευτερόλεπτο (Gbps), ανταποκρινόμενο στην αυξημένη ζήτηση για υψηλή χωρητικότητα κινητής ευρυζωνικής επικοινωνίας.

Επιπλέον, το σύστημα 4G προσφέρει μια ολοκληρωμένη και συνεκτική λύση βασισμένη στο πρωτόκολλο IP του Διαδικτύου, βελτιώνοντας το σημερινό δίκτυο επικοινωνίας. Η κοινότητα της ασύρματης τεχνολογίας έχει εξετάσει προσεκτικά τρία βασικά ερευνητικά θέματα για την βελτίωση των δυνατοτήτων του 4G κινητού δικτύου (Hoydis & Debbah, 2010· Xu et al., 2014):

1. Πρώτον, η πυκνότητα του δικτύου αναδεικνύεται ως ένα σημαντικό θέμα. Αυτό το πλαίσιο εφαρμόζεται σε περιβάλλοντα με πυκνή κυκλοφορία, όπως στάδια, συναυλίες και εμπορικά κέντρα. Με την χρήση συμπαγών κυψελών χαμηλής ισχύος, στοχεύει στη μείωση των αποστάσεων μεταξύ κινητών συσκευών και σταθμών βάσης, ενισχύοντας την αποδοτικότητα του φάσματος και την κάλυψη του δικτύου.
2. Δεύτερον, η βελτιωμένη φασματική απόδοση αναγνωρίζεται ως ζωτικής σημασίας. Συντονισμένες μέθοδοι εκπομπής/λήψης και λύσεις για την μείωση της παρεμβολής αξιοποιούν σύγχρονες τεχνικές επεξεργασίας σήματος και χωρικής ποικιλομορφίας για να βελτιώσουν την αποδοτικότητα του φάσματος.
3. Τρίτον, η συνάθροιση φορέων αναδύεται ως σημαντικό ερευνητικό θέμα. Χρησιμοποιείται στο LTEA για να συνδυάσει ξεχωριστούς φορείς, επιτρέποντας τη χρήση διαφορετικών μεγεθών και συχνοτήτων για αύξηση της εύρους ζώνης.

Αυτά τα ερευνητικά θέματα αντικατοπτρίζουν τη συνεχή προσπάθεια για τη βελτίωση και την ανάπτυξη των δικτύων κινητής επικοινωνίας προς όφελος της συνδεδεμένης κοινωνίας.

# 3

## Πέμπτη Γενιά Κινητών Δικτύων – 5G

### 3.1 Εισαγωγή στη Τεχνολογία 5G

Οι ταχέως εξελισσόμενες τεχνολογίες επικοινωνιών φέρνουν μια νέα εποχή, καθώς το 5G αναδύεται ως η πέμπτη γενιά κυψελοειδών κινητών επικοινωνιών. Αυτό το εξελικτικό άλμα προωθεί με επαναστατικό τρόπο τις δυνατότητες των ασύρματων επικοινωνιών και αντικαθιστά τα προηγούμενα συστήματα, όπως τα 4G (LTE-A/ WiMAX), 3G (UMTS) και 2G (GMS). Προβλέπεται ότι το 5G θα αναμείξει το τοπίο των επικοινωνιών, φέρνοντας στο προσκήνιο βελτιωμένες υπηρεσίες και εφαρμογές (Cohen, 2016).

Ο ρόλος του 5G ως επόμενης γενιάς προτύπων κινητής δικτύωσης είναι να επιφέρει πρωτοποριακές αλλαγές στην τρόπο που πραγματοποιείται η επικοινωνία. Η υπόσχεσή του για βελτιωμένη εμπειρία των χρηστών είναι βασισμένη σε απρόσκοπτη κάλυψη, υψηλές ταχύτητες μετάδοσης δεδομένων, ελάχιστη καθυστέρηση και εξαιρετικές αξιόπιστες επικοινωνίες. Επιπλέον, το 5G υπόσχεται να βελτιώσει την αποδοτικότητα της ενέργειας, του φάσματος και του δικτύου, ανοίγοντας παράλληλα νέες πηγές εσόδων για τους φορείς εκμετάλλευσης.

Η ποικιλία των περιπτώσεων χρήσης που το 5G μπορεί να υποστηρίξει είναι ευρύτερη από ποτέ, επεκτείνοντας τα όρια των δυνατοτήτων που προσφέρει το LTE. Αυτό δίνει τη δυνατότητα για εκπληκτικές εφαρμογές που πριν ήταν αδύνατο να φανταστεί κανείς.

Παρότι η εμπορική ανάπτυξη του 5G ήταν αναμενόμενη το 2020, οι πρώτες προδιαγραφές του 5G New Radio (5G NR) για μη αυτόνομες (Non-Standalone - NSA) και αυτόνομες (Standalone - SA) λύσεις έχουν ήδη τεθεί. Αυτό ανοίγει τον δρόμο για δοκιμές μεγάλης κλίμακας και εμπορική ανάπτυξη του 5G πριν από το 2019. Καθώς γίνεται προετοιμασία για την εποχή του 5G, οι φορείς εκμετάλλευσης έχουν σημαντικά καθήκοντα να αναλάβουν για το τεχνολογικό αυτό μετασχηματισμό (Cohen, 2016).

### **3.1.1 Τεχνικά Χαρακτηριστικά**

Αποτελώντας ένα από τα κορυφαία χαρακτηριστικά των δικτύων 5G, το Internet of Things (IoT) αναμένεται να επιφέρει σημαντικές αλλαγές στον αριθμό των συνδεδεμένων συσκευών που θα εισέλθουν στην αγορά. Επιπροσθέτως, το IoT θα διαμορφώσει επιδραστικά τα πρότυπα κίνησης του 5G καθώς και τις απαιτήσεις ποιότητας υπηρεσίας (Quality of Service - QoS), οι οποίες επίσης θα επηρεάσουν τις απαιτήσεις και τις προδιαγραφές του backhaul. Είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι η ανάγκη για επαρκή χωρητικότητα δεδομένων για το IoT θα πρέπει να διαφέρει σημαντικά από αυτήν που αφορά τις εμπειρίες που συνδέονται με τα smartphones (Cohen, 2016).

Προκειμένου να ανταποκριθούν στις αυξημένες απαιτήσεις χωρητικότητας ανά συσκευή, τα δίκτυα 5G θα πρέπει να εφαρμόσουν είτε επιπλέον φάσματα είτε βελτιωμένες τεχνολογίες, ενώ η ποικιλία των συσκευών διαφορετικών τύπων (όπως smartphones, tablets, έξυπνα ρολόγια και γυαλιά) απαιτεί περισσότερους πόρους για να ανταποκριθούν στον αυξανόμενο αριθμό τους. Τα συστήματα 5G πρέπει να ανταποκριθούν σε αυτήν την ανάγκη.

Εντούτοις, παρά τις φιλόδοξες προοπτικές, υπάρχουν σημαντικές προκλήσεις που πρέπει να αντιμετωπιστούν. Οι τρέχουσες συνδέσεις backhaul πρέπει να αναβαθμιστούν για να υποστηρίξουν τις υψηλές απαιτήσεις των κρίσιμων εφαρμογών, ενώ η χωρητικότητα των χώρων πρέπει να αυξηθεί δραστικά για τη διαχείριση του αυξανόμενου αριθμού συνδεδεμένων συσκευών.

Όπως παρατηρείται στη μελέτη του Cohen (2016), υπάρχουν πέντε βασικά χαρακτηριστικά των δικτύων 5G που παίζουν καθοριστικό ρόλο κατά τη διάδοση του IoT. Πρώτον, η αυξημένη χωρητικότητα ανά συσκευή απαιτεί είτε επέκταση των συχνοτήτων είτε την χρήση

βελτιωμένων τεχνολογιών. Δεύτερον, ο αυξανόμενος αριθμός διαφορετικών συσκευών απαιτεί προηγμένες λύσεις για τη διαχείρισή τους. Τρίτον, η αυξημένη χωρητικότητα για πυκνότερα δίκτυα προκαλεί την ανάγκη για αναβαθμισμένες υποδομές backhaul. Τέταρτον, οι κρίσιμες εφαρμογές απαιτούν εξαιρετική κάλυψη και χαμηλή καθυστέρηση. Τέλος, η εικονικοποίηση υπηρεσιών και η χρήση νέφους ανοίγουν περαιτέρω δυνατότητες για ποικίλες υπηρεσίες.

Επομένως, όπως προκύπτει από τον Cohen (2016), η επέκταση του IoT συνοδεύεται από μια σειρά προκλήσεων και ευκαιρίες για τα δίκτυα 5G, ενθαρρύνοντας την ανάπτυξη νέων τεχνολογιών και προσεγγίσεων.

### **3.1.2 Απαιτήσεις του Δικτύου 5G**

Καθώς προοδευτικά προχωρούμε προς το μέλλον, το επίκεντρο στα δίκτυα 5G εστιάζεται στη δυνατότητα παροχής νέων υπηρεσιών και τη βελτίωση των υφιστάμενων λειτουργιών. Με αυτόν τον στόχο, παρατηρούνται ορισμένες προβλεπόμενες απαιτήσεις για τα δίκτυα 5G, απαιτήσεις που διαφέρουν ουσιαστικά από εκείνες που ίσχυαν για τα δίκτυα 4G. Εξετάζοντας την προοπτική αυτή, αναδεικνύονται τα εξής κυρία χαρακτηριστικά που πρέπει να πληρούν τα δίκτυα 5G, σύμφωνα με τη μελέτη των Gupta & Jha (2015):

Καταρχάς, αναδεικνύεται η ανάγκη για συνεχείς και αξιόπιστες εμπειρίες χρηστών σε όλα τα σημεία των δικτύων 5G. Αυτό προϋποθέτει υψηλού ρυθμού μεταφορά δεδομένων και χαμηλής καθυστέρησης συνδέσεις, με δυνατότητα εύκολης μετάβασης μεταξύ σημείων και στήλης συχνοτήτων για την κάλυψη των ιδιαίτερων απαιτήσεων κάθε χρήστη.

Εξίσου σημαντική είναι η ανάγκη για δίκτυα και συστήματα με τη δυνατότητα υποστήριξης της συνδεδεμένης συσκευασίας, τα οποία θα πρέπει να διαχειρίζονται μαζικές συνδέσεις συσκευών με υψηλή πυκνότητα κίνησης. Η αποδοτική χρήση του φάσματος και η διασφάλιση υψηλής κάλυψης αποτελούν ζωτικούς παράγοντες σε αυτό το πλαίσιο.

Όσον αφορά τις συσκευές, η εξέλιξή τους προς πιο έξυπνες και προηγμένες λειτουργίες αναδεικνύεται ως επιθυμητή. Αυτό θα επιτρέψει την ευέλικτη διαμόρφωση των πόρων και

της σηματοδότησης, την ανταπόκριση σε διάφορες ζώνες συχνοτήτων, καθώς και την αποτελεσματική χρήση της ενέργειας και της μπαταρίας.

Η παροχή υπηρεσιών απαιτεί από τα δίκτυα 5G να εξασφαλίζουν αδιάλειπτη και αξιόπιστη συνδεσιμότητα. Ταυτόχρονα, πρέπει να διασφαλίζουν την ασφάλεια των δεδομένων, την προστασία από επιθέσεις κυβερνοασφάλειας και την αποτελεσματική παροχή υπηρεσιών κρίσιμης σημασίας.

Τέλος, η ανάπτυξη, λειτουργία και διαχείριση του δικτύου πρέπει να είναι βιώσιμες και καινοτόμες. Αυτό εξασφαλίζει όχι μόνο την οικονομική αποδοτικότητα, αλλά και την έτοιμη ανταπόκριση σε μελλοντικές εξελίξεις και απαιτήσεις, προσφέροντας παράλληλα ευελιξία και επεκτασιμότητα.

### **3.1.3 Προκλήσεις του Δικτύου 5G**

Αναμφίβολα, μία από τις αναγκαίες προκλήσεις που αντιμετωπίζουν οι υπάρχουσες τεχνολογίες είναι η ενεργειακή απόδοση, η οποία επιβάλλεται να αναβαθμιστεί μέσω της κατάλληλης διαχείρισης των πόρων. Είναι πρωτεύον να αποσπαστούν οι καλύτερες δυνατές επιδόσεις από τους πόρους, εξασφαλίζοντας ταυτόχρονα την ευελιξία και την προσαρμοστικότητα της διαδικασίας. Τονίζεται επίσης ότι, δεδομένης της περιορισμένης διαθεσιμότητας του φάσματος, η αποτελεσματική αξιοποίησή του αποτελεί ζωτική ανάγκη για τα συστήματα 5G, καθώς αυτό είναι το βασικό μέσο για την υποστήριξη της πληθώρας συσκευών που θα είναι συνδεδεμένες (Gupta & Jha, 2015).

Προβάλλεται ειδικότερα η ανάγκη για επέκταση της κάλυψης στα συστήματα 5G, καθώς οι κινητές ευρυζωνικές συνδέσεις θα αυξηθούν κατακόρυφα. Σε πραγματικότητα, τα συστήματα 5G αντιμετωπίζουν την πρόκληση της διαχείρισης ενός υψηλής πυκνότητας και ετερογενούς δικτύου. Η διαχείριση των ραδιοπόρων εκδηλώνεται ως κρίσιμο ζήτημα, ειδικά καθώς αυξάνεται η ανάπτυξη μικρών κυψελών που πρέπει να συνδυαστούν αρμονικά με τις ήδη υφιστάμενες μακρο-κυψέλες, ενώ παράλληλα πρέπει να ανταπεξέλθουν στην απαιτητική συνδεσιμότητα χιλιάδων συσκευών.



### 3.1.4 Αρχιτεκτονική του Δικτύου 5G

Το Δίκτυο 5G προβλέπεται να αποτελείται από τα παρακάτω στρώματα (Cohen, 2016):

- **Στρώμα Φυσικού Επιπέδου / Στρώμα Ελέγχου Πρόσβασης (MAC):** Το εν λόγω δίκτυο θα κατασκευαστεί με βάση ασύρματο σχεδιασμό, γεγονός που εφαρμόζεται σε αυτά τα δύο στρώματα.
- **Στρώμα Δικτύου:** Οι περιορισμένες διευθύνσεις χώρου και η πρόκληση της εξασφάλισης ποιότητας υπηρεσίας ανά ροή αποτελούν βασικά ζητήματα σε αυτό το στρώμα. Οι ανησυχίες αυτές αντιμετωπίζονται μέσω του IPv6, αν και αυτό συνεπάγεται μεγαλύτερο μέγεθος επικεφαλίδας. Στην 5<sup>η</sup> γενιά, όλα τα κινητά δίκτυα υιοθετούν το κινητό IP και τα κινητά τερματικά διατηρούν πολλαπλές διευθύνσεις πρωτοκόλλου διαδικτύου για διάφορες παρεμβολές. Εντούτοις, προβλέπεται επίσης η διατήρηση εικονικού περιβάλλοντος πολλαπλών ασύρματων δικτύων, με διαχωρισμό αυτού του στρώματος σε κάτω και πάνω επίπεδα.
- **Στρώμα Πρωτοκόλλου Ανοικτής Μεταφοράς:** Το στρώμα μεταφοράς αποτελεί αισθητή διαφοροποίηση ανάμεσα στα ασύρματα και ενσύρματα δίκτυα. Η προσαρμογή του TCP για ασύρματα δίκτυα απαιτείται, λαμβάνοντας υπόψη τις απώλειες σε σήματα λόγω σφαλμάτων bit στα ασύρματα δίκτυα. Ως αποτέλεσμα, αναπτύσσονται τροποποιήσεις στο TCP που μεταφέρουν τα χαμένα ή κατεστραμμένα τμήματα μέσω της ασύρματης σύνδεσης.
- **Στρώμα Εφαρμογής:** Στο πεδίο των εφαρμογών, το 5G επιδιώκει να παράσχει έξυπνη διαχείριση της ποιότητας υπηρεσιών σε ποικίλα δίκτυα. Τα κινητά 5G προσφέρουν ελεγχόμενη ποιότητα υπηρεσιών και αποθηκεύουν πληροφορίες σε βάση δεδομένων. Στο μέλλον, τα ασύρματα δίκτυα πρέπει να διαθέτουν αποδοτικά μέσα παραχώρησης μεταξύ των τελικών χρηστών και της ασύρματης υποδομής.

### 3.1.5 Πλεονεκτήματα & Μειονεκτήματα (Υγεία)

Η ταχεία εξέλιξη των τεχνολογιών κινητής επικοινωνίας έχει οδηγήσει σε μια νέα εποχή για τα δίκτυα και τις υπηρεσίες επικοινωνίας. Η 5<sup>η</sup> γενιά Κινητών Δικτύων, γνωστή και ως 5G, έχει συγκεντρώσει το ενδιαφέρον όλο και περισσότερων ανθρώπων λόγω των εντυπωσιακών πλεονεκτημάτων που φέρνει στον κόσμο της επικοινωνίας. Μερικά από αυτά τα πλεονεκτήματα της 5<sup>ης</sup> γενιάς Κινητών Δικτύων είναι τα εξής:

Ένα από τα κύρια πλεονεκτήματα που παρέχει η 5<sup>η</sup> γενιά Κινητών Δικτύων είναι η μαζική ροή περιεχομένου. Με την ανάπτυξη των ψηφιακών και τηλεπικοινωνιακών τεχνολογιών, η ζήτηση για πολυμεσικό περιεχόμενο έχει αυξηθεί ασταμάτητα. Την τελευταία δεκαετία, παρατηρείται μια εκθετική αύξηση στη ζήτηση αυτή, καθώς περιλαμβάνει ραδιοτηλεοπτικά προγράμματα, ταινίες, διαδικτυακό περιεχόμενο και προσωπικά μέσα. Με την συνεχή εξέλιξη των τεχνολογιών απεικόνισης, αναδεικνύεται η ανάγκη για ταχεία και αξιόπιστη μετάδοση περιεχομένου υψηλής ευκρίνειας, συμπεριλαμβανομένων των τεχνολογιών 4K και 8K Ultra-High-Definition (UHD). Αναμένεται ότι η τεχνολογία 5G θα επιτρέψει την περαιτέρω επέκταση των πολυμεσικών υπηρεσιών, ενθαρρύνοντας την ανάπτυξη διαδραστικών προβολών, προσωπικής μετάδοσης πολυμέσων και ακόμη και τρισδιάστατων ολογραμμάτων. Αυτές οι πρωτοποριακές δυνατότητες ανοίγουν το δρόμο για πλούσιες εμπειρίες πολυμεσικού περιεχομένου που δεν γνωρίζουν χωρικά ή χρονικά περιορισμούς (Gubbi, Buyya, Marusic & Palaniswami, 2013).

Επιπλέον, η ενεργειακή αποδοτικότητα και η πράσινη δικτύωση αποτελούν σημαντικά οφέλη που παρέχει η 5G τεχνολογία. Στο πλαίσιο αυτό, η βελτίωση της ενεργειακής απόδοσης έχει κατακλύσει τον τομέα των επικοινωνιών. Γίνεται κατανοητό ότι τόσο η ανθρωποκεντρική όσο και η μηχανοκεντρική επικοινωνία απαιτούν τη βελτίωση της ενεργειακής απόδοσης, ειδικά σε σχέση με τη διάρκεια ζωής των μπαταριών των συσκευών. Μάλιστα, οι τελευταίες προσπάθειες βελτιστοποίησης έχουν επικεντρωθεί στη μέτρηση της κατανάλωσης ενέργειας ανά μεταδιδόμενο bit και ανά μονάδα ενέργειας. Αυτή η προσέγγιση έχει οδηγήσει στην ανάπτυξη πράσινων τεχνολογιών που είναι φιλικές προς το περιβάλλον και συντελούν στη βιώσιμη ανάπτυξη των δικτύων (Gupta & Jha, 2015).

Ένα ακόμη σημαντικό πλεονέκτημα που προσφέρει το 5G είναι ο υπολογισμός με επίκεντρο τον χρήστη. Το πολυμεσικό περιεχόμενο φαίνεται να είναι το επίκεντρο των περισσότερων

επικοινωνιακών υπηρεσιών που προσφέρονται μέσω του 5G. Οι αυξημένες απαιτήσεις για υπηρεσίες υγείας, ψυχοθεραπείας, επαυξημένης πραγματικότητας και παιχνιδιών απαιτούν ακριβείς μηχανισμούς για τον υπολογισμό και την ανταπόκριση στα δεδομένα που προέρχονται από αισθητήρες. Τονίζεται ότι η ανάπτυξη της τεχνολογίας 5G έχει ευρύ φάσμα εφαρμογών, από έξυπνα αυτοκίνητα και βιομηχανικά αυτοκίνητα μέχρι έξυπνες υπηρεσίες υγείας και περιβαλλοντική παρακολούθηση. Ανταποκρινόμενοι στην αυξημένη ζήτηση της κίνησης δεδομένων, τα δίκτυα 5G αποτελούν την προοδευτική απάντηση, παρέχοντας ανώτερη ρυθμό δεδομένων και ελαχιστοποιώντας την καθυστέρηση, προσφέροντας τη δυνατότητα για ακόμη πιο αποτελεσματικές και εξελιγμένες υπηρεσίες (Sage & Burgio, 2018).

Σε κάθε περίπτωση, ο ρόλος της τεχνολογίας 5G είναι πολυδιάστατος και καθοριστικός για την περαιτέρω εξέλιξη των επικοινωνιών. Αν και υπάρχουν προκλήσεις στην εφαρμογή και υλοποίησή της, οι πολλαπλές δυνατότητες που παρέχει σε πεδία όπως η μετάδοση πολυμέσων, η ενεργειακή αποδοτικότητα και ο υπολογισμός με επίκεντρο τον χρήστη, καθιστούν την τεχνολογία αυτή αναπόσπαστο κομμάτι της σύγχρονης επικοινωνίας και της τεχνολογικής προόδου.

Ενόψει της εξέλιξης προς την 5<sup>η</sup> γενιά Κινητών Δικτύων, ένα ακόμη πλεονέκτημα που αξίζει να τονιστεί είναι η δυνατότητα για επικοινωνίες μεταξύ συσκευών με την υποστήριξη του δικτύου. Καθώς η προοπτική της ανάπτυξης αυξανόμενης πυκνότητας μικρών κυψελών πολλαπλών ραδιοσυχνοτήτων αποτελεί τον κεντρικό στόχο για την εξέλιξη προς το 5G, είναι σημαντικό να σημειωθεί πως αυτή η πύκνωση του δικτύου συνεπάγεται φυσικά σημαντικές κεφαλαιακές και λειτουργικές δαπάνες για την εγκατάσταση και τη διαχείριση των επιπλέον σταθμών βάσης. Αυτό προκαλεί μερικές φορές δυσμενείς επενδύσεις από τους φορείς εκμετάλλευσης δικτύων, καθιστώντας απαραίτητη την αναζήτηση εναλλακτικών μεθόδων για την αποσυμφόρηση του δικτύου με κυψελοειδή δομή.

Επιπλέον, η διαχείριση ενός δικτύου που αποτελείται από μικρές κυψέλες πολλαπλών τεχνολογιών διαφορετικών μεγεθών εγείρει σημαντικές προκλήσεις στον συντονισμό των παρεμβολών μεταξύ των κυψελών. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα την ανάγκη για πολύπλοκες διαδικασίες ελέγχου που θα στηρίζονται στη βοήθεια του δικτύου. Ευτυχώς, υπάρχει μια εναλλακτική προσέγγιση για την αντιμετώπιση αυτών των προκλήσεων, και αυτή είναι η τεχνολογία D2D (Device-to-Device). Στην ουσία, αυτή η τεχνολογία παρέχει τη δυνατότητα

απευθείας επικοινωνίας μεταξύ συσκευών, με αποτέλεσμα τη μείωση του φόρτου κυκλοφορίας δεδομένων στις κυψέλες.

Οι επικοινωνίες D2D μπορούν να υλοποιηθούν με δύο βασικούς τρόπους. Ο πρώτος τρόπος ενέχει τη χρήση αδειοδοτημένων ζωνών, όπου οι άμεσες συνδέσεις μεταξύ συσκευών διαμορφώνονται χρησιμοποιώντας το φάσμα της κυψέλης. Ο δεύτερος τρόπος αφορά τις μη αδειοδοτημένες ζώνες, στις οποίες οι συσκευές χρησιμοποιούν άλλες τεχνολογίες εκτός της κυψέλης, όπως για παράδειγμα το WiFi-Direct.

Το D2D μπορεί να επιφέρει ουσιαστικά οφέλη στη διαχείριση της κυκλοφορίας δεδομένων. Ειδικότερα, οι άμεσες επικοινωνίες μεταξύ συσκευών είναι περισσότερο αποδοτικές σε φασματικό επίπεδο από τις συμβατικές συνδέσεις κυψελοειδών. Καθώς πολλές από τις εφαρμογές και υπηρεσίες που χρησιμοποιούνται σήμερα, απαιτούν επικοινωνία μεταξύ συσκευών που βρίσκονται σε κοντινή απόσταση, η τεχνολογία D2D γίνεται εξαιρετικά ελκυστική. Αν και οι επικοινωνίες D2D δεν χρησιμοποιούν ευρυζωνική υποδομή για τη μεταφορά δεδομένων, μπορούν να συμβάλλουν στην ενίσχυση της συνδεσιμότητας, την ανακάλυψη συσκευών, την ίδρυση των συνδέσεων και την παροχή συνεχούς υπηρεσίας.

Είναι εμφανές ότι η τεχνολογία D2D μπορεί να λειτουργήσει ως αποτελεσματικό μέσο για την αντιμετώπιση της συμφόρησης στα κυψελοειδή δίκτυα, χωρίς την ανάγκη για μεγάλες επενδύσεις σε επιπλέον υποδομή δικτύου. Οι δυνατότητες της τεχνολογίας D2D στην αδειοδοτημένη ζώνη είναι αξιοπρόσεκτες, μολονότι απαιτούν προηγμένες τεχνικές για τον αποτελεσματικό συντονισμό και τη διαχείριση των παρεμβολών. Αντίθετα, η χρήση του D2D σε μη αδειοδοτημένες ζώνες, όπως το WiFi-Direct, προσφέρει μια άλλη προοπτική, αξιοποιώντας την υπάρχουσα τεχνολογία και προσθέτοντας τον έλεγχο του κυψελοειδούς δικτύου για βελτιωμένη συνοχή και ασφάλεια.

Τελούμενων των συνθηκών και των τεχνολογικών προκλήσεων, προκύπτει ότι η αξιοποίηση της τεχνολογίας D2D αποτελεί ελκυστικό πεδίο ερευνητικής δραστηριότητας. Ενώ η τεχνολογία LTE-Direct αντιμετωπίζει τεχνικές προκλήσεις που ενδέχεται να την καθυστερήσουν, η προσέγγιση των επικοινωνιών D2D σε μη αδειοδοτημένες ζώνες παραμένει μια ενδιαφέρουσα και υποσχόμενη προοπτική για τη βελτίωση της αποδοτικότητας και της εμπειρίας χρήστη.

Τέλος, η 5<sup>η</sup> γενιά Κινητών Δικτύων (5G) αντιπροσωπεύει μια επαναστατική εξέλιξη στον τομέα των επικοινωνιών, εισάγοντας πολλές καινοτόμες δυνατότητες και πλεονεκτήματα σε σχέση με την προηγούμενη 4<sup>η</sup> γενιά. Εκτός από την αυξημένη ταχύτητα και τη μειωμένη καθυστέρηση, η τεχνολογία 5G προσφέρει επίσης το Διαδίκτυο των Πραγμάτων (Internet of Things - IoT) ως σημαντικό πλεονέκτημα (Mishra et al., 2017).

Με την εισαγωγή της τεχνολογίας 5G, ανοίγεται ένα νέο πεδίο για τη σύνδεση ποικίλων συσκευών, από φορητές συσκευές έως και οικιακές συσκευές, μεταξύ τους. Αυτό δημιουργεί έναν όγκο ανταλλαγής πληροφοριών που αποθηκεύονται και επεξεργάζονται με τη χρήση τεχνολογιών μεγάλων δεδομένων. Ο όρος "Διαδίκτυο των Πραγμάτων" αναφέρεται στο δίκτυο συνδεδεμένων συσκευών που καλύπτουν διάφορους τομείς, όπως έξυπνα προσωπικά δίκτυα, έξυπνα κτίρια και έξυπνες πόλεις.

Στην κατηγορία των έξυπνων προσωπικών δικτύων, συμπεριλαμβάνονται συσκευές όπως έξυπνα ρολόγια, γυαλιά και συσκευές υγείας. Το ενδιαφέρον εδώ είναι ότι αυτές οι συσκευές μπορούν να παρακολουθούν την υγεία του χρήστη και να προτείνουν συμβουλές για τη βελτίωσή της. Τα έξυπνα κτίρια, από την άλλη πλευρά, ενσωματώνουν αισθητήρες και ελεγκτές για τον έξυπνο έλεγχο του φωτισμού, της θερμοκρασίας και της ενέργειας, καθώς και για την αύξηση της ασφάλειας. Τέλος, οι έξυπνες πόλεις επιτρέπουν την αποτελεσματική διαχείριση των φωτεινών σηματοδοτών μέσω αισθητήρων κυκλοφορίας, βοηθώντας στον έξυπνο έλεγχο της κυκλοφορίας στις πόλεις (Mishra et al., 2017).

Παρά τις πολλές δυνατότητες, η επιτυχία του IoT σε ένα περιβάλλον 5G απαιτεί χαμηλή καθυστέρηση και αξιόπιστη συνδεσιμότητα. Η αυξημένη χρήση συνδεδεμένων συσκευών μπορεί να οδηγήσει σε έλλειψη διεθνών ταυτοτήτων συνδρομητή και διευθύνσεων IPv4. Είναι επίσης αναγκαία η αναθεώρηση των μοντέλων τιμολόγησης για να αντιμετωπιστεί η αυξανόμενη ζήτηση σε αυτόν τον τομέα.

Σε μελλοντικά σενάρια, προβλέπεται η συνεχής αύξηση του αριθμού των συνδεδεμένων συσκευών. Εδώ εμφανίζεται η ανάγκη για τεχνολογίες 5G που μπορούν να διαχειριστούν πολλαπλές συνδέσεις και πολλαπλές συσκευές με αποτελεσματικό τρόπο. Τέλος, η προσαρμογή των μοντέλων τιμολόγησης αποτελεί κρίσιμο στοιχείο για την βιώσιμη ανάπτυξη του IoT σε αυτό τον νέο τεχνολογικό πλαίσιο (Mishra et al., 2017).

Αναφορικά με το αρνητικό πλευρό, είναι σημαντικό να αναφερθούν και οι αρνητικές επιπτώσεις που σχετίζονται με την 5η γενιά Κινητών Δικτύων (5G). Οι πιθανές ανεπιθύμητες επιδράσεις του 5G πηγάζουν από τη φύση της ακτινοβολίας του και την αλληλεπίδρασή της με τον ανθρώπινο ιστό και τις δομές του (Zhang et al., 2017).

Στην προηγούμενη γενιά δικτύων, το 4G, οι συχνότητες που χρησιμοποιούνταν ήταν κυρίως στην περιοχή του 1-2,5 GHz, όπως στα κινητά τηλέφωνα και το WiFi. Αντίθετα, στο υψηλότερο επίπεδο της 5G, χρησιμοποιούνται συχνότητες φορέων ακόμη μεγαλύτερες από αυτές του 4G. Αυτό σημαίνει ότι το μήκος των κυμάτων γίνεται πολύ μικρότερο, με επιπτώσεις στο βάθος διείσδυσης στον ανθρώπινο ιστό.

Με βάση την έρευνα, έχει δειχθεί ότι στις υψηλές συχνότητες της 5G, η ακτινοβολία απορροφάται περισσότερο από τους ιστούς και τις δομές του ανθρώπινου σώματος, σε σύγκριση με τις χαμηλότερες συχνότητες. Αυτό μπορεί να έχει επιπτώσεις στο νευρικό σύστημα, την καρδιά και το ανοσοποιητικό σύστημα. Επιπλέον, υπάρχουν ενδείξεις ότι η ακτινοβολία αυτή μπορεί να ξεκινήσει αλυσιδωτές αντιδράσεις εντός του δέρματος, με δυνητικές επιπτώσεις σε παθήσεις όπως ο καρκίνος του δέρματος και άλλες δερματικές ασθένειες (Osseiran et al., 2014).

### **3.1.6 Εφαρμογές και Υπηρεσίες**

Μια πληθώρα αναδυόμενων περιπτώσεων χρήσης στο πλαίσιο της τεχνολογίας 5G φαίνεται να ξεπροβάλλει, συνοδευόμενη από μια εκπληκτική ποικιλία εφαρμογών, καθένα με τα δικά του ξεχωριστά χαρακτηριστικά επιδόσεων. Σε αυτήν την επίκαιρη περίοδο, η κινητικότητα, η ταχύτητα δεδομένων, η καθυστέρηση και η αξιοπιστία προκαλούν πρωτοφανή αίσθηση, αποτελώντας κύριους πυλώνες πάνω στους οποίους στηρίζεται η δυναμική αυτή ανάπτυξη.

Εξετάζοντας τους ρυθμούς δεδομένων που διατίθενται, διακρίνεται ένα ευρύ φάσμα, εκτείνοντας το εύρος του από τα παραμικρά Kbps για τις συσκευές του Διαδικτύου των Πραγμάτων (IoT), όπου η ενεργειακή αποδοτικότητα είναι κυρίαρχη, μέχρι τα πολλαπλά Gigabits ανά δευτερόλεπτο που απαιτούνται για την πραγματικότητα επαυξημένης πραγματικότητας (Augmented Reality - AR) και εικονικής πραγματικότητας (Virtual Reality - VR), αλλά και για εφαρμογές πολυμέσων υψηλής ποιότητας.

Κατά την πορεία προς την εξέλιξη της κινητικότητας, παρατηρείται μια ευρεία ποικιλία εφαρμογών που καλύπτουν μια εκτεταμένη φάσματος χρήσεων. Αυτό εκτείνεται από σταθερές ασύρματες εφαρμογές υψηλής χωρητικότητας που παρέχουν εντυπωσιακές ταχύτητες δεδομένων, έως την απίστευτη προοπτική των ταχυτήτων που φτάνουν τα 500 μίλια ανά ώρα. Αυτή η εξέλιξη επαναφέρει τις επικοινωνίες σε νέα επίπεδα, ακόμα και σε μεταφορικά μέσα όπως τρένα και αεροσκάφη υψηλής ταχύτητας.

Η αξιοσημείωτα χαμηλή καθυστέρηση, σε μέγεθος περίπου 0,5 ms, αναδύεται ως απαραίτητη για την επίτευξη πραγματικού χρόνου απόκρισης σε εφαρμογές όπως ο βιομηχανικός αυτοματισμός. Καταλαμβάνοντας το άλλο άκρο του φάσματος, οι εφαρμογές έξυπνου σπιτιού είναι λιγότερο ευαίσθητες στην καθυστέρηση, επιδεικνύοντας μεγαλύτερη ευελιξία.

Όσον αφορά την αξιοπιστία, εκεί όπου η εφαρμογή είναι κρίσιμη, όπως στην απομακρυσμένη χειρουργική και την υγειονομική παρακολούθηση, το 5G παρέχει το επίπεδο αξιοπιστίας που απαιτείται για την ασφαλή και αποτελεσματική παρέμβαση.

Συνολικά, η εκπληκτική ποικιλία αυτών των χαρακτηριστικών επιδόσεων αναμένεται να διαμορφώσει τον τρόπο με τον οποίο αλληλοεπιδρά κανείς με την τεχνολογία και αναπτύσσει καινοτόμες εφαρμογές σε ποικίλους τομείς της ζωής του.

Ο κόσμος του 5G αποκαλύπτει μια ευφυή κατανομή περιπτώσεων χρήσης που εντάσσονται σε τρεις κυρίαρχες κατηγορίες. Αυτές οι κατηγορίες περιλαμβάνουν την Ενισχυμένη Κινητή Ευρυζωνικότητα (Enhanced mobile broadband - eMBB), τις Μαζικές Επικοινωνίες Τύπου Μηχανής (Massive machine-type communications - mMTC) και τις Εξαιρετικά Αξιόπιστες Επικοινωνίες Χαμηλής Καθυστέρησης (Ultra-reliable and low-latency communications - URLLC).

Στην πρώτη κατηγορία, την Ενισχυμένη Κινητή Ευρυζωνικότητα (Enhanced mobile broadband - eMBB), το ενδιαφέρον επικεντρώνεται σε εφαρμογές που αφορούν τους ανθρώπους, απαιτώντας υψηλή απόδοση και αξιοπιστία για την πρόσβαση σε πολυμεσικό περιεχόμενο και υπηρεσίες. Αυτή η προσέγγιση αντικατοπτρίζεται σε συναρπαστικούς τομείς όπως η εικονική πραγματικότητα, η παρακολούθηση βίντεο και η υπολογιστική νέφους σε κίνηση. Επίσης, η ενισχυμένη ευρυζωνικότητα κατακτά νέα πεδία όπως οι εταιρικές συνεργασίες και οι εφαρμογές επαυξημένης και εικονικής πραγματικότητας (AR/VR). Αυτή

η κατηγορία διερευνά τις απαιτήσεις πέραν των 10Gbps για τις βασικές ταχύτητες (Abdullah & Ameen, 2021).

Κατόπιν, μεταβαίνοντας στις Μαζικές Επικοινωνίες Τύπου Μηχανής (Massive machine-type communications - mMTC), αντιμετωπίζεται η παρουσία μεγάλου αριθμού συνδεδεμένων συσκευών, οι οποίες ανταλλάσσουν περιορισμένα αλλά σημαντικά δεδομένα χωρίς χρονική καθυστέρηση. Στόχος είναι η δημιουργία χαμηλού κόστους και μακροβιότητας συσκευών. Εφαρμογές όπως το IoT, η έξυπνη γεωργία, οι έξυπνες πόλεις και οι εφαρμογές παρακολούθησης ενέργειας και υγείας περιλαμβάνονται σε αυτό το πλαίσιο. Εδώ, η απαίτηση είναι να διασφαλιστεί σύνδεση για περισσότερες από ένα εκατομμύριο συσκευές ανά τετραγωνικό χιλιόμετρο (Dutkiewicz et al., 2017).

Τέλος, οι Εξαιρετικά Αξιόπιστες Και Χαμηλής Καθυστέρησης Επικοινωνίες (Ultra-reliable and low-latency communications - URLLC) εντοπίζονται σε μια κατηγορία όπου η επιδίωξη της απόδοσης, της ακρίβειας και της διαθεσιμότητας είναι ουσιώδης για την υποστήριξη κρίσιμων επικοινωνιών. Σενάρια όπως τα αυτόνομα οχήματα, τα έξυπνα δίκτυα και η απομακρυσμένη ιατρική φροντίδα απαιτούν αξιόπιστες συνδέσεις με ελάχιστη καθυστέρηση. Οι απαιτήσεις εδώ αφορούν λανθάνουσα κατάσταση κάτω του 1 ms (Ji et al., 2018), προκειμένου να επιτευχθούν αυτές οι υψηλές αξιόπιστες επικοινωνίες.

Η πρωτοπορία του 5G αναμένεται να εμφανίσει μια εξαιρετικά σημαντική περίπτωση χρήσης, την ενισχυμένη κινητή ευρυζωνικότητα (eMBB), η οποία προβλέπεται να επικεντρώσει το ενδιαφέρον κατά την εκκίνηση των πρώτων εφαρμογών του 5G. Το eMBB σηματοδοτεί μια εποχή όπου η κινητή ευρυζωνικότητα θα αποκτήσει νέα διάσταση, φέρνοντας υψηλές ταχύτητες σε περιοχές υψηλής πυκνότητας πληθυσμού. Αυτή η καινοτομία θα επιτρέψει στους χρήστες να απολαμβάνουν ασύγκριτες ροές υψηλής ταχύτητας για ευχαρίστηση ατομικών, οικιακών και κινητών συσκευών.

Επιπλέον, το eMBB θα δημιουργήσει ευρύτερες δυνατότητες, προσφέροντας τη δυνατότητα ανάπτυξης νέων επιχειρηματικών συνεργασιών. Συγκεκριμένα, η τεχνολογία αυτή αναμένεται να διαδραματίσει καίριο ρόλο στην εξέλιξη των έξυπνων πόλεων και του Διαδικτύου των Πραγμάτων (IoT). Με την ανάπτυξη δικτύων αισθητήρων χαμηλής ισχύος σε αστικές και αγροτικές περιοχές, ανοίγονται νέοι ορίζοντες για την αντίληψη της πραγματικότητας (Ji et al., 2018).



Είναι επίσης σημαντικό να τονιστεί ότι η αξιοπιστία και η ασφάλεια που ενσωματώνει το 5G αποτελούν σημαντικούς παράγοντες. Αυτοί οι παράγοντες καθιστούν το 5G κατάλληλο για εφαρμογές δημόσιας ασφάλειας και κρίσιμες υπηρεσίες, όπως οι υπηρεσίες αστυνομίας, η διαχείριση ενέργειας και ύδρευσης και η υγειονομική περίθαλψη. Οι εξαιρετικά χαμηλές καθυστερήσεις που προσφέρει το 5G αποτελούν το ιδανικό υπόβαθρο για εφαρμογές πραγματικού χρόνου, όπως απομακρυσμένες χειρουργικές επεμβάσεις και την αυτοματοποίηση βιομηχανικών διεργασιών.

Τέλος, τα χαρακτηριστικά αυτά θα συντελέσουν στην εξέλιξη των ευφυών συστημάτων μεταφορών (Intelligent Transport Systems - ITS), δίνοντας τη δυνατότητα στα έξυπνα οχήματα να επικοινωνούν μεταξύ τους και ανοίγοντας νέες προοπτικές για συνδεδεμένα, αυτόνομα οχήματα. Ένα παράδειγμα αυτής της προόδου είναι η δυνατότητα ενός αυτόνομου οχήματος που λειτουργεί μέσω cloud βάσης να ανταποκρίνεται αυτόματα σε εντολές, εξασφαλίζοντας έτσι την απρόσκοπτη και ασφαλή οδήγηση (Ji et al., 2018).

## **3.2 Τεχνολογίες 5G**

Στον τομέα των τηλεπικοινωνιών, παρατηρείται ότι οι προηγούμενες γενιές υποδομών κυψελωτής τηλεφωνίας αντιμετωπίζουν δυσκολίες να προσαρμοστούν στην αυξανόμενη ζήτηση για εύρος ζώνης και ρυθμό μετάδοσης δεδομένων. Αυτό το πρόβλημα επιδεινώνεται από τον αυξανόμενο αριθμό συσκευών που χρησιμοποιούνται παράλληλα από τους χρήστες. Εδώ εμφανίζεται η επικείμενη ανάγκη για την επιβολή μιας νέας παραδειγματικής αλλαγής στην υποδομή κυψελωτής τηλεφωνίας, και αυτή είναι η γενιά του 5G (Al-Falahy & Alani, 2017).

Καθώς το 5G συνεχίζει την ανάπτυξή του, απαιτείται η ανάθεση ακόμη περισσότερων ραδιοσυχνοτήτων, και τα δίκτυα πρέπει να πυκνώσουν την δομή τους. Οι υφιστάμενοι μακροπύργοι προσέφεραν εξαιρετική κάλυψη και χωρητικότητα για τα 4G LTE, αλλά δυσκολεύονται να ανταποκριθούν στις αυξημένες απαιτήσεις. Ειδικά σε περιοχές με ψηλά κτίρια, όπως στις πυκνοκατοικημένες αστικές περιοχές, η εξασφάλιση αποτελεσματικής κάλυψης μπορεί να αποτελέσει πρόκληση. Επίσης, σε περιοχές με υψηλή κυκλοφορία, όπως

τα κέντρα πόλεων και οι κόμβοι μεταφορών, η παροχή επαρκούς χωρητικότητας από έναν μόνο ραδιοφωνικό πύργο μπορεί να είναι πρόκληση. Για να αντιμετωπιστούν αυτές οι προκλήσεις, οι μικρές κυψέλες εξωτερικού χώρου αναδεικνύονται ως αποδοτικές λύσεις για βελτιωμένη κάλυψη (Al-Falahy & Alani, 2017).

Αυτές οι λύσεις συμπεριλαμβάνουν τη χρήση μικροαπομακρυσμένων ραδιοκεφαλών και την εφαρμογή της υψηλής χωρητικότητας στα κύματα των ραδιοκυμάτων χιλιοστομέτρων που χρησιμοποιεί το 5G. Είναι ενδιαφέρον να σημειωθεί ότι περίπου το 80% της κινητής ευρυζωνικής κίνησης προέρχεται από χρήστες που βρίσκονται σε εσωτερικούς χώρους, και η διασφάλιση καλής κάλυψης σε αυτούς τους χώρους αποτελεί προτεραιότητα. Όμως, αυτό μπορεί να αποτελέσει πρόκληση, καθώς οι υψηλότερες συχνότητες που χρησιμοποιούνται από το 5G έχουν περιορισμούς διάδοσης σημάτων. Έτσι, η χρήση μικρών κυψελών εσωτερικού χώρου αναδεικνύεται ως αναγκαία επιλογή για την αντιμετώπιση αυτής της πρόκλησης (Al-Falahy & Alani, 2017).

Στον χώρο των κινητών τηλεπικοινωνιών, οι φορείς εκμετάλλευσης θα επιδιώξουν την υιοθέτηση της τεχνολογίας ανάπτυξης μικρών κυψελών με σκοπό την προσθήκη επιπρόσθετης χωρητικότητας δεδομένων σε περιοχές που αντιμετωπίζουν προβλήματα με την κυκλοφοριακή συμφόρηση. Η υλοποίηση ενός πυκνού δικτύου μικρών κυψελών έχει ως αποτέλεσμα τόσο την αύξηση των ραδιοσυχνοτήτων ανά συνδρομητή όσο και την παροχή βελτιωμένης ποιότητας σήματος στους χρήστες, καθιστώντας έτσι τη μετάδοση δεδομένων πιο αποτελεσματική. Ένας επιπρόσθετος παράγοντας που προάγει τη χρήση μικρών κυψελών είναι η μείωση της απόστασης μεταξύ των σημάτων ραδιοφάσματος, βοηθώντας στην αντιμετώπιση των προκλήσεων που σχετίζονται με τη μικρή εμβέλεια των σημάτων στην υψηλή συχνότητα του 5G. Συνεπώς, οι μικρές κυψέλες αναδεικνύονται ως η κύρια λύση για την επέκταση της χωρητικότητας δεδομένων του δικτύου (Rao & Prasad, 2018).

Σε συνέχεια, γίνεται αναφορά στους βασικούς λόγους για τους οποίους οι μικρές κυψέλες αποτελούν αναπόσπαστο μέρος του δικτύου 5G (Rao & Prasad, 2018):

1. **Αντιμετώπιση Συμφόρησης:** Η τοποθεσία των μακρο-κυψελών κοντά σε περιοχές με υψηλή κυκλοφορία μπορεί να γίνει συμφορημένη και να μην καλύπτει επαρκώς τις ανάγκες της κοινότητας.

2. **Ενίσχυση της Χωρητικότητας:** Οι μακρο-κυψέλες που εξυπηρετούν κάποια περιοχή ενδέχεται να μην είναι σε θέση να ικανοποιήσουν τις αυξημένες απαιτήσεις χωρητικότητας ορισμένων τμημάτων της περιοχής.
3. **Βελτιωμένη Κάλυψη Σήματος:** Η χρήση υψηλότερων συχνοτήτων φάσματος απαιτεί την εγκατάσταση μικρότερων κυψελών για να διασφαλίσει την καλή κάλυψη του σήματος.
4. **Κάλυψη Σε Εσωτερικούς Χώρους:** Είναι απαραίτητες λύσεις εντός κτιρίων για την κάλυψη εσωτερικών χώρων, συμπεριλαμβανομένων υπογείων, υπόγειων σηράγγων μετρό και άλλων περιοχών.

Υπάρχουν πολλές παραλλαγές προϊόντων μικρών κυψελών, και η επιλογή τους εξαρτάται από διάφορα χαρακτηριστικά, όπως το εύρος κάλυψης που επιδιώκουν να καλύψουν και η χωρητικότητα που παρέχουν. Αυτές οι παραλλαγές περιλαμβάνουν τις femtocells, picocells, microcells και metrocells. Γενικά, υπάρχει η δυνατότητα ταξινόμησής τους ανάλογα με το μέγεθος τους, κινούμενοι από τις πολύ μικρές femtocells μέχρι τις μεγαλύτερες metrocells, όπως ανακεφαλαιώνεται παρακάτω:

- **Femtocells:** Ορίζονται ως μικρές αυτοδύναμες κυψέλες χαμηλής ισχύος με περιορισμένη εμβέλεια. Αρχικά σχεδιάστηκαν για την κάλυψη κατοικιών, αλλά ο όρος έχει επεκταθεί για να περιλάβει και μονάδες υψηλότερης χωρητικότητας που εξυπηρετούν επιχειρήσεις, αγροτικές και αστικές περιοχές (Andrews et al., 2012).
- **Picocells:** Συνήθως χρησιμοποιούνται για να περιγράψουν σταθμούς βάσης χαμηλής ισχύος που τοποθετούνται σε εσωτερικούς χώρους επιχειρήσεων ή δημόσιων χώρων. Επίσης, μερικές φορές, χρησιμοποιείται αυτός ο όρος για να περιλάβει τις μικρές κυψέλες εξωτερικού χώρου (Yu & Gu, 2013).
- **Microcells:** Συνήθως αναφέρονται σε υπαίθριους σταθμούς βάσης μικρής εμβέλειας που αποσκοπούν στη βελτίωση της κάλυψης τόσο για εσωτερικούς όσο και για εξωτερικούς χρήστες. Αυτοί οι σταθμοί βάσης μπορούν να εγκατασταθούν και σε εσωτερικούς χώρους για να παρέχουν κάλυψη και χωρητικότητα σε περιοχές που υπερβαίνουν το πεδίο εφαρμογής των Picocells (MacCartney et al., 2013).
- **Metrocells:** Πρόκειται για έναν σύγχρονο όρο που αναφέρεται σε τεχνολογίες μικρών κυψελών που σχεδιάστηκαν ειδικά για υψηλή χωρητικότητα σε αστικές περιοχές.

Συνήθως, αυτές οι συσκευές εγκαθίστανται σε τοίχους κτιρίων ή σε έπιπλα δρόμου όπως φανοστάτες. Αυτή η κατηγορία μπορεί να περιλαμβάνει τεχνολογίες όπως femtocells, picocells και microcells, υπό τον όρο ότι πληρούν τα κριτήρια ανάπτυξης (Li et al., 2015).

### 3.2.1 Μικροκυψέλες

Οι μικρές κυψέλες συνολικά υποστηρίζουν δύο βασικές κατηγορίες σταθμών βάσης με χαμηλότερη εμβέλεια κάλυψης, οι οποίες προσδιορίζονται από το 3GPP. Το 3GPP καθορίζει επίσης τον τρόπο που λειτουργεί η απόδοση της ραδιοσυχνότητας (MacCartney et al., 2013).

Πιο αναλυτικά:

- **Σταθμοί βάσης μεσαίας εμβέλειας:** Αυτοί οι σταθμοί βάσης προέρχονται από σενάρια Microcells και αποσκοπούν στην κάλυψη μικρών κυψελών σε εξωτερικούς χώρους.
- **Σταθμοί βάσης τοπικής περιοχής:** Αυτοί οι σταθμοί βάσης προέρχονται από σενάρια Picocells και χρησιμοποιούνται για τη δημιουργία μικρών κυψελών σε εσωτερικούς χώρους.

Στο δίκτυο 5G, ο ρόλος των μικρών κυψελών είναι κρίσιμος και απαιτείται σε πολλές περιπτώσεις χρήσης. Παρακάτω αναφέρονται κάποιες από αυτές τις περιπτώσεις:

- **Μεγάλοι χώροι:** Σε μεγάλους χώρους όπως αθλητικά στάδια ή αίθουσες συναυλιών, όπου χιλιάδες χρήστες πρέπει να συνδεθούν σε έναν περιορισμένο χώρο, οι μικρές κυψέλες 5G μπορούν να εγκατασταθούν για να ενισχύσουν την κάλυψη και τη χωρητικότητα του δικτύου, εξασφαλίζοντας καλή απόδοση για όλους τους χρήστες.
- **Κυψελοειδής σύνδεση οχήματος προς τα πάντα (C-V2X):** Αυτή η τεχνολογία επιτρέπει την επικοινωνία μεταξύ οχημάτων και υποδομής, κρίνεται απαραίτητη για τη λειτουργία αυτόνομων οχημάτων. Οι μικρές κυψέλες 5G μπορούν να δημιουργήσουν υποδομές που μπορούν να χειριστούν τις μαζικές επικοινωνίες που απαιτούνται για αυτή την εφαρμογή, όπου η ανθρώπινη ζωή είναι σε κίνδυνο (MacCartney et al., 2013).

- **Έξυπνες πόλεις:** Στο πλαίσιο των έξυπνων πόλεων, οι μικρές κυψέλες 5G μπορούν να τοποθετηθούν σε στύλους κυκλοφορίας ή φωτισμού για να εξασφαλίσουν βελτιωμένη κάλυψη σε μητροπολιτικές περιοχές, επιτρέποντας την απαραίτητη απόδοση για πρωτοβουλίες έξυπνων πόλεων, αναλύσεις και νοημοσύνη.
- **Οικιακά και επιχειρηματικά δίκτυα:** Σε μικρότερες κοινότητες χρηστών, όπου δεν είναι οικονομικά δικαιολογημένη η ανάπτυξη μακρο-κυψέλης, η χρήση μιας μικρής κυψέλης 5G αποτελεί εξαιρετική λύση. Αυτή η τοποθέτηση κοντά σε κατοικημένες περιοχές μπορεί να εξασφαλίσει ότι η απόδοση δεν θα πάθει επιπτώσεις λόγω έλλειψης κάλυψης (MacCartney et al., 2013).

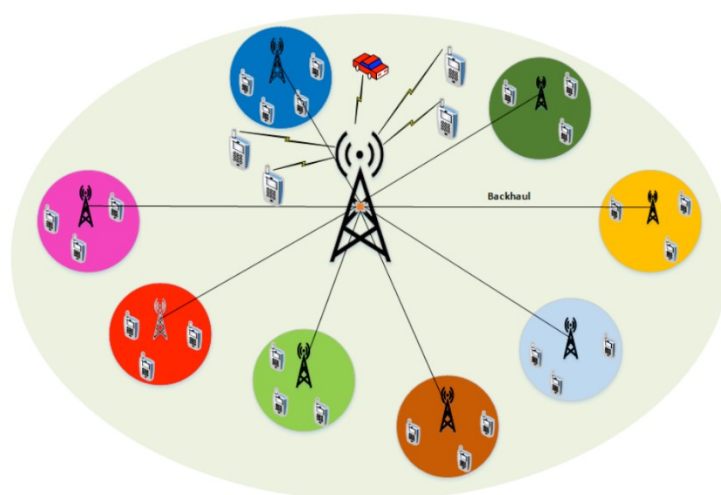
### 3.3 Υλοποιήσεις 5G

#### 3.3.1 Distributed Antenna Systems - DAS

Μια εναλλακτική προσέγγιση για την αντιμετώπιση των πυκνών δικτύων είναι η χρήση Διανεμημένων Συστημάτων Κεραιών (Distributed Antenna Systems - DAS). Ο συγκεκριμένος τύπος συστήματος έχει αποδείξει την ικανότητά του να παρέχει ομοιόμορφη κάλυψη, είτε πρόκειται για σκιερές περιοχές είτε για εσωτερικούς χώρους, ενώ παράλληλα βελτιώνει τη δυνατότητα μετάδοσης από τον Βάσης Σταθμό (Base Station - BS) με την ενσωμάτωση πολλαπλών Απομακρυσμένων Μονάδων Κεραίας (Remote Antenna Units - RAU) σε γεωγραφικά απομακρυσμένες τοποθεσίες εντός μιας μακρο-κυψέλης (Heath Jr, Wu, Kwon & Soong, 2011).

Στο πλαίσιο του DAS, οι μονάδες κεραιών που βρίσκονται σε χωρικά διαφορετικά σημεία συνδέονται στον BS ή στην Κεντρική Μονάδα (Central Unit - CU) μέσω μιας αποκλειστικής σύνδεσης υψηλού εύρους ζώνης χαμηλής καθυστέρησης, η οποία μπορεί να είναι είτε ομοαξονικό καλώδιο είτε οπτική ίνα. Αυτό επιτρέπει στον BS να λειτουργεί σαν ένα σύστημα πολλαπλών κεραιών, ανεξάρτητα από το γεγονός ότι οι κεραίες βρίσκονται σε διάφορες γεωγραφικές τοποθεσίες. Αυτή η τεχνολογία του DAS μπορεί εξίσου να βελτιώσει την κάλυψη εντός κτιρίων και εξωτερικά, ελαχιστοποιώντας ταυτόχρονα τον κίνδυνο διακοπών και αυξάνοντας τη χωρητικότητα των συστημάτων κεραιών σε διάφορα περιβάλλοντα. Το παρακάτω σχήμα (Εικόνα 1) απεικονίζει έναν τυπικό DAS, όπου χωρικά απομακρυσμένες

κεραίες συνδέονται με έναν macro-BS μέσω ενός δικτύου υψηλής ευρυζωνικότητας και χαμηλής καθυστέρησης, που μπορεί να είναι είτε οπτικές ίνες είτε μικροκύματα. Αυτή η διάταξη προσφέρει σημαντικά καλύτερη κάλυψη, καθώς τα τερματικά μπορούν να συνδεθούν σε κοντινές κεραίες, καταφέροντας ταυτόχρονα υψηλή χωρητικότητα, εκμεταλλευόμενα τη χωρική ποικιλομορφία και τη χωρική πολυπλοκότητα (Heath Jr, Wu, Kwon & Soong, 2011).



Εικόνα 1: Distributed Antenna Systems - DAS.

Σε αντίθεση με τα συστήματα συνεγκατεστημένων κεραιών, το DAS έχει επιδείξει σημαντικά υψηλότερη αθροιστική χωρητικότητα, κυρίως λόγω του μεγαλύτερου κέρδους στο πλάτος της κεραίας και του κέρδους ποικιλομορφίας πολλαπλών χρηστών. Επιπλέον, η τεχνολογία DAS επιτρέπει σημαντική μείωση της απόστασης μεταξύ του πομπού και του δέκτη, προσφέροντας υποστήριξη για τη μετάδοση υψηλών ρυθμών δεδομένων και βελτιώνοντας την απόδοση της ενέργειας. Συγκεκριμένα, οι πλήρως καταναμημένες κεραίες επιτρέπουν επίσης υψηλότερους αθροιστικούς ρυθμούς σε σύγκριση με την παράλληλη χρήση πολλαπλών κεραιών με τις ίδιες απομακρυσμένες μονάδες κεραίας (RRU). Εφόσον όλες οι RAUs εντός μιας μακρο-κυψέλης είναι απομακρυσμένες και συνδέονται με την CU, η χωρική ποικιλομορφία και η χωρική πολυπλεξία μπορούν να εκμεταλλευτούν για την βελτίωση της επίδοσης του συστήματος (Heath Jr, Wu, Kwon & Soong, 2011).

### 3.3.2 Software Defined Networking - SDN

Η εισαγωγή της τεχνολογίας Δικτύωσης Καθορισμένης από Λογισμικό (Software-Defined Networking - SDN) αναδεικνύεται ως μια εξαιρετικά ευφυή αρχιτεκτονική, αντιμετωπίζοντας αποτελεσματικά τους περιορισμούς που επιβάλλουν τα φυσικά δίκτυα. Βασικός πυρήνας αυτής της αρχιτεκτονικής είναι η διάκριση του επιπέδου ελέγχου από τις μεταγωγές και η δυνατότητα εξωτερικού ελέγχου των δεδομένων μέσω ενός ειδικού λογισμικού, που αποκαλείται ελεγκτής. Μέσω του SDN, παρέχονται απλές δυνατότητες για τον προγραμματισμό και τη διαχείριση των στοιχείων, των λειτουργιών και των πρωτοκόλλων του επιπέδου προώθησης, μαζί με τη δυνατότητα επικοινωνίας με το Mobile IP μέσω ενός ασφαλούς καναλιού. Συνοψίζοντας, με το SDN, υπάρχει η δυνατότητα να ξεπεραστούν τα προβλήματα αμοιβαίας πρόσβασης μεταξύ διάφορων τμημάτων ετερογενών δικτύων. Αυτή η αφαίρεση αντικαθιστά τις παραδοσιακές απαιτήσεις των πινάκων προώθησης στις μεταγωγές και τους πίνακες ροής τους. Με αυτόν τον τρόπο, ο ελεγκτής μπορεί να παρακολουθεί την κίνηση του δικτύου, να καθορίζει πολιτικές και να αντιδρά σε προβλήματα, λαμβάνοντας υπόψη τα αποτελέσματα της παρακολούθησης.

Η δικτύωση SDN προσφέρει επίσης μια σειρά από διεπαφές Northbound, που επιτρέπουν την απλούστευση του προγραμματισμού διαφόρων υπηρεσιών και εφαρμογών στο επίπεδο δικτύου, συνδέοντας τον έλεγχο με τις εφαρμογές. Το πρότυπο OpenFlow αναδεικνύεται ως η κυρίαρχη τεχνολογία για τη διεπαφή νότου (σύνδεση μεταξύ του επιπέδου ελέγχου και των συσκευών δικτύου). Αυτή η δομή επιτρέπει την δυναμική διανομή των δικτυακών πόρων, την αυτόματη ανάθεση υπηρεσιών, την πλήρη εικονικοποίηση του δικτύου και τη βελτιωμένη ασφάλεια στις υπηρεσίες του νέφους. Με αυτόν τον τρόπο, το στατικό δίκτυο μετατρέπεται σε μια ευέλικτη πλατφόρμα παροχής υπηρεσιών που μπορεί να προσαρμοστεί άμεσα στις ανάγκες των χρηστών και της αγοράς, εξοικονομώντας χρόνο και πόρους στον σχεδιασμό και τη λειτουργία του δικτύου.

Με το SDN, ο διαχειριστής του δικτύου δεν χρειάζεται πλέον να εμπλακεί στην λεπτομερή διαχείριση του υλικού. Η επικοινωνία με το δίκτυο γίνεται μέσω του επιπέδου ελέγχου, επιτρέποντας την ευκολότερη εφαρμογή νέων υπηρεσιών και αλλαγών. Τέλος, ο στόχος του SDN είναι η αυτοματοποίηση της διαχείρισης του δικτύου, εξαλείφοντας την ανάγκη για συνεχείς παρεμβάσεις. Αυτό επιτρέπει στους διαχειριστές να διαχειρίζονται το δίκτυο με

απλότητα, θέτοντας πολιτικές και αντιδρώντας σε προβλήματα, ενώ ταυτόχρονα διαθέτουν πλήρη παρακολούθηση της κατάστασης του δικτύου.

### 3.3.3 Network Function Virtualization - NFV

Με την τεχνολογία Network Function Virtualization (NFV), οι υπηρεσίες δικτύου αποτυπώνονται ως ένα δικτυακό διάγραμμα που περιγράφει την ροή συνδεδεμένων λειτουργιών. Ο αυτός ο δικτυακός διάγραμμα ορίζει την σειρά των λειτουργιών δικτύου που επεξεργάζονται διάφορες ροές από ένα άκρο του δικτύου στο άλλο. Για να δοθεί ένα παράδειγμα, στο Σχήμα 1 παρουσιάζεται μια απλοποιημένη αναπαράσταση της προώθησης μιας υπηρεσίας κινητού Διαδικτύου. Μέσω αυτού του διαγράμματος, οι ροές δεδομένων διασχίζουν διάφορες λειτουργίες δικτύου, αναμεταδίδοντας τα δεδομένα από τον Evolved NodeB (eNodeB) στην πύλη υπηρεσίας (Service Gateway - sGW) και στη συνέχεια στη ραχοκοκαλιά του πρωτοκόλλου Διαδικτύου (Internet Protocol - IP) προτού φτάσουν στον διακομιστή εφαρμογών. Κατά τη διάρκεια αυτού του ταξιδιού, η διαχείριση της κινητικότητας και τα πρωτόκολλα Non-Access Stratum (NAS) καθοδηγούνται από διάφορες λειτουργίες του δικτύου, υλοποιώντας λειτουργίες διαχείρισης κινητικότητας, ελέγχου ταυτότητας και εφαρμογής πολιτικών.

Αντίθετα προς την κατάσταση στα τρέχοντα κυψελοειδή δίκτυα, όπου ένα συγκεκριμένο χαρακτηριστικό εφαρμόζεται σε όλο το δίκτυο, οι γράφοι προώθησης δίνουν τη δυνατότητα στους φορείς παροχής υπηρεσιών 5G να ενεργοποιούν χαρακτηριστικά ανάλογα με την ανάγκη της συγκεκριμένης υπηρεσίας (π.χ. το Coordinated Multi-Point - CoMP εφαρμόζεται μόνο για προκαθορισμένες κατηγορίες υπηρεσιών). Η εικονικοποίηση των λειτουργιών του δικτύου επιτυγχάνεται μέσω ενός αυτόνομου επιπέδου εικονικοποίησης, το οποίο αποσυνδέει τη σχεδίαση της υπηρεσίας από την πρακτική υλοποίησή της, προσφέροντας παράλληλα βελτίωση στην αποδοτικότητα, την ανθεκτικότητα, την ευελιξία και τη διαθεσιμότητα. Στο πλαίσιο της γενικής εικονικοποίησης των λειτουργιών του δικτύου, περιλαμβάνονται:

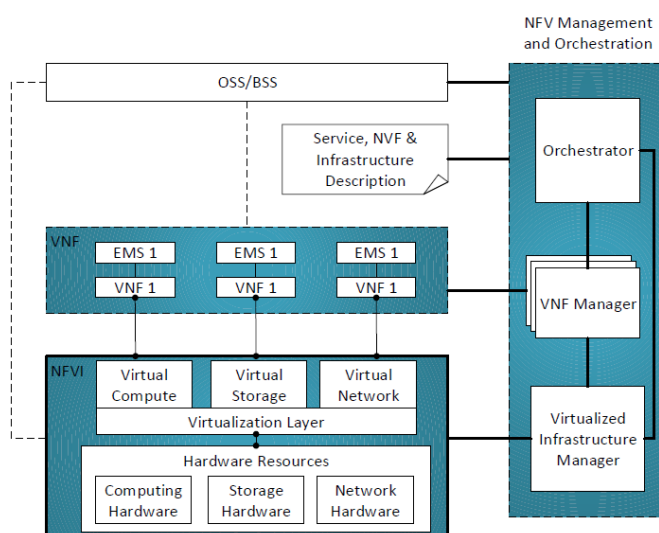
- i. Οι λειτουργίες του εξελιγμένου πυρήνα πακέτων, όπως η οντότητα διαχείρισης κινητικότητας, η πύλη εξυπηρέτησης και η πύλη δικτύου δεδομένων πακέτων.



- ii. Οι λειτουργίες των μονάδων επεξεργασίας βασικής ζώνης, όπως τα πρωτόκολλα Medium Access Control (MAC), Radio Link Control (RLC) και διαδικασίες Radio Resource Control (RRC).
- iii. Λειτουργίες μεταγωγής.
- iv. Εξισορρόπηση του φορτίου κίνησης.
- v. Κέντρα εξυπηρέτησης λειτουργίας.

Με αυτόν τον τρόπο, η διαχείριση των πόρων και η λειτουργική προσαρμογή γίνονται πιο ευέλικτες, προσφέροντας ταυτόχρονα αποδοτικότητα και ανθεκτικότητα στο δίκτυο 5G.

Η αρχιτεκτονική αναφοράς NFV προσφέρει υποστήριξη για μια εκτεταμένη γκάμα υπηρεσιών, οι οποίες περιγράφονται ως γραφήματα προώθησης και διαχειρίζονται μέσω της οργάνωσης και λειτουργίας των Virtual Network Functions (VNF) σε διάφορους πόρους υπολογισμού, αποθήκευσης και δικτύωσης. Όπως φαίνεται στην Εικόνα 2, οι φυσικοί πόροι υπολογισμού και αποθήκευσης συνήθως συγκεντρώνονται και συνδέονται με τους δικτυακούς πόρους. Άλλοι δικτυακοί πόροι διασυνδέουν τα VNF με εξωτερικά δίκτυα και μη εικονικοποιημένες λειτουργίες, δίνοντας τη δυνατότητα ενσωμάτωσης υφιστάμενων τεχνολογιών μέσα στις εικονικοποιημένες λειτουργίες του δικτύου 5G. Η διαχείριση και ενορχήστρωση του NFV περιλαμβάνει ενότητες παροχής πόρων, οι οποίες στοχεύουν στην επίτευξη των υποσχόμενων οφελών του NFV (Etsi, 2013).



Εικόνα 2: Network Function Virtualization – NFV.

Οι διαχειριστές των Virtual Network Functions (VNF) εκτελούν δύο κύριες λειτουργίες που είναι ουσιαστικές για την απρόσκοπτη λειτουργία του δικτύου. Η πρώτη από αυτές αφορά τη λειτουργία των VNF, στην οποία περιλαμβάνεται η διαχείριση της υποδομής, η αντιμετώπιση πιθανών σφαλμάτων, η βελτιστοποίηση της απόδοσης και ο προγραμματισμός για την αποτελεσματική χρήση των πόρων. Από την άλλη, η δεύτερη λειτουργία επικεντρώνεται στην παροχή πόρων, προσφέροντας βέλτιστη διανομή των πόρων, όπως η αναθέση εικονικών μηχανών (Virtual Machines - VM) σε διακομιστές, βελτιστοποιώντας τη συνδεσιμότητα μεταξύ των VNF, διαχειριζόμενοι την ενεργειακή απόδοση και παρέχοντας μηχανισμούς ανάκτησης πόρων. Επιπλέον, οι διαχειριστές πόρων εντοπίζουν και διαχειρίζονται τους διαθέσιμους υπολογιστικούς, αποθηκευτικούς και δικτυακούς πόρους στην υποδομή. Ένας αποτελεσματικά σχεδιασμένος διαχειριστής VNF εκμεταλλεύεται στο έπακρο τα οφέλη του Network Function Virtualization (NFV), μειώνοντας τα κεφάλαια (CAPEX) και τα λειτουργικά έξοδα (OPEX) στο πλαίσιο του δικτύου 5G, μέσω της δυναμικής διανομής των πόρων, της ισορροπίας του φορτίου κίνησης και της απλούστευσης της λειτουργίας και συντήρησης (Hernandez-Valencia, Izzo & Polonsky, 2015).

### 3.3.4 Multiple Input Multiple Output – MIMO

Η λειτουργία της MIMO μπορεί να χωριστεί σε τρεις κύριες ομάδες: προ-κωδικοποίηση, χωρική πολυπλεξία και κωδικοποίηση ποικιλομορφίας.

**Προκωδικοποίηση (Pre-coding):** Σύμφωνα με τους Gao et al. (2018), η προκωδικοποίηση είναι η διαμόρφωση δέσμης πολλαπλών ροών και περιλαμβάνει όλη την επεξεργασία που λαμβάνει χώρα στον πομπό. Για τη μεγιστοποίηση του σήματος στην είσοδο του δέκτη, η διαμόρφωση δέσμης (μονής ροής) χρησιμοποιεί όλες τις διαθέσιμες κεραίες εκπομπής για να παράγει το ίδιο σήμα και στη συνέχεια εφαρμόζει την κατάλληλη στάθμιση φάσης και κέρδους, ώστε η δέσμη να μπορεί να παραχθεί από μια ενιαία ροή δεδομένων. Ένα από τα βασικά πλεονεκτήματα της διαμόρφωσης δέσμης είναι η δυνητική αύξηση της ισχύος του λαμβανόμενου σήματος με ταυτόχρονη μείωση της επίδρασης της εξασθένισης πολλαπλών διαδρομών. Αυτό επιτυγχάνεται με τη διευθέτηση ώστε το άθροισμα των σημάτων που εκπέμπονται από διάφορες κεραίες να είναι θετικό. Σε συνδυασμό με τη διάδοση με οπτική

επαφή, η διαμόρφωση δέσμης δημιουργεί ένα σαφές, κατευθυνόμενο μοτίβο. Τα κυψελοειδή δίκτυα, ωστόσο, καθορίζονται ουσιαστικά από τη διάδοση πολλαπλών διαδρομών. Ως εκ τούτου, οι συμβατικές δέσμες δεν αποτελούν κατάλληλη σύγκριση. Αυτά τα δίκτυα προσδιορίζονται καλύτερα από τα χαρακτηριστικά τους. Δεδομένου ότι η ένταση του σήματος σε κάθε μεμονωμένη κεραία λήψης δεν μπορεί να βελτιστοποιηθεί ταυτόχρονα όταν ο δέκτης διαθέτει μεγάλο αριθμό κεραιών, η διαμόρφωση δέσμης εκπομπής δεν είναι κατάλληλη σε αυτή την περίπτωση. Ως εκ τούτου, είναι συχνά χρήσιμη η προ-κωδικοποίηση με τη χρήση πολλών ροών. Οι πληροφορίες για την κατάσταση του καναλιού (Channel state information - CSI) πρέπει να είναι διαθέσιμες τόσο στον πομπό όσο και στον δέκτη για να πραγματοποιηθεί η προκωδικοποίηση.

**Χωρική πολυπλεξία (Spatial multiplexing):** Στη χωρική πολυπλεξία, ένα σήμα υψηλής ταχύτητας χωρίζεται σε πολλές ροές χαμηλότερης ταχύτητας και όλες αυτές οι ροές αποστέλλονται στο ίδιο κανάλι συχνότητας αλλά από διαφορετικές κεραιές εκπομπής. Όταν αυτά τα σήματα φτάνουν στη συστοιχία κεραιών λήψης, εάν τα χωρικά τους αποτυπώματα είναι επαρκώς διαφορετικά και το CSI είναι ακριβές στο δέκτη, τα σήματα μπορούν να χωριστούν σε σχεδόν παράλληλα κανάλια. Η αύξηση της χωρητικότητας του καναλιού και του λόγου σήματος προς θόρυβο (Signal-to-Noise Ratio - SNR) με τη χρήση χωρικής πολυπλεξίας είναι μια αποτελεσματική μέθοδος (He et al., 2021). Όταν λαμβάνεται υπόψη τόσο ο αποστολέας όσο και ο δέκτης, ο μέγιστος αριθμός χωρικών ροών είναι πάντα ίσος με τον αριθμό των κεραιών. Η χωρική πολυπλεξία μπορεί να χρησιμοποιηθεί ακόμη και χωρίς την πληροφορία κατάστασης καναλιού του πομπού και μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε συνδυασμό με την προ-κωδικοποίηση, εάν παρέχεται CSI. Προκειμένου να παρέχει πληροφορίες σε πολλούς δέκτες ταυτόχρονα χρησιμοποιώντας πολλαπλή πρόσβαση με διαίρεση χώρου (Space-Division Multiple-Access - SDMA) ή MIMO πολλαπλών χρηστών, ο πομπός χρειάζεται CSI (Malviya et al., 2020). Η χωρική πολυπλεξία μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την επίτευξη αυτού του είδους επικοινωνίας. Συντονίζοντας τη χρήση δεκτών με διαφορετικές χωρικές υπογραφές, υπάρχει η δυνατότητα μεγάλου διαχωρισμού.

**Κωδικοποίηση ποικιλομορφίας (Diversity coding):** Τα σχήματα κωδικοποίησης ποικιλομορφίας χρησιμοποιούνται εάν δεν υπάρχουν επαρκείς πληροφορίες καναλιού διαθέσιμες στον πομπό (Kshetrimayum, 2017). Αν και στη χωρική πολυπλεξία μεταδίδονται πολυάριθμες ροές, στην ποικιλομορφία μεταδίδεται μόνο μία- το σήμα ωστόσο

κωδικοποιείται με τεχνικές κωδικοποίησης χωροχρόνου. Πλήρης ορθογωνική κωδικοποίηση ή σχεδόν ορθογωνική κωδικοποίηση θα χρησιμοποιηθεί από κάθε μία από τις κεραιές εκπομπής για να παραδώσει το σήμα στο χώρο. Η κωδικοποίηση ποικιλομορφίας εκμεταλλεύεται το γεγονός ότι πολλές συνδέσεις κεραιών βιώνουν από μόνες τους εξασθένιση για να ενισχύσει την εγγενή ποικιλομορφία του σήματος (Kshetrimayum, 2017). Χωρίς καμία προηγούμενη πληροφορία για το κανάλι, η διαμόρφωση δέσμης και το κέρδος βάσει συστοιχίας δεν μπορούν να επιτευχθούν με την κωδικοποίηση ποικιλίας. Η κωδικοποίηση ποικιλομορφίας και η χωρική πολυπλεξία μπορούν να βελτιώσουν την αποδοτικότητα της μετάδοσης όταν ο πομπός έχει πρόσβαση σε συγκεκριμένες πληροφορίες του καναλιού.

### 3.3.5 Cognitive Radio – CR

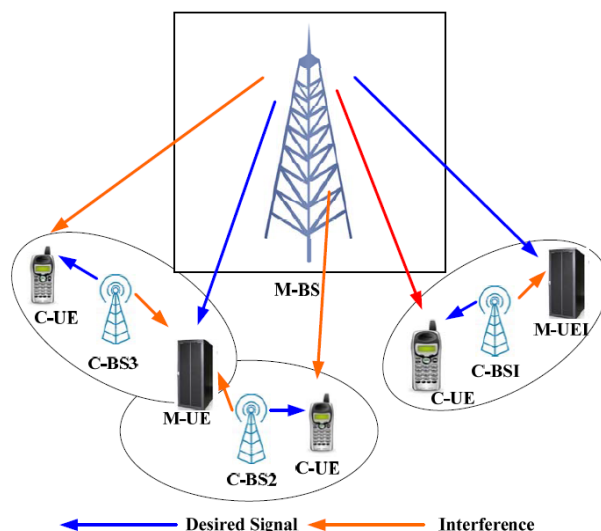
Η τεχνολογία της γνωστικής ραδιοεπικοινωνίας (Cognitive Radio - CR) αποτελεί έναν αποτελεσματικό μηχανισμό που μπορεί να επιλύσει αποτελεσματικά προβλήματα έλλειψης φάσματος και να επεκτείνει την απόδοση του φάσματος. Συνολικά, τα δίκτυα CR ενσωματώνουν δύο βασικές δυνατότητες: την ανίχνευση φάσματος και τη γνωστική μετάδοση. Στο πλαίσιο της ανίχνευσης φάσματος, οι γνωστικοί χρήστες έχουν τη δυνατότητα να ανιχνεύουν τη χρήση της ραδιοσυχνότητας και να συλλέγουν δεδομένα σχετικά με την κίνηση, την ενεργειακή κατανάλωση και τα χαρακτηριστικά του καναλιού. Από την άλλη πλευρά, στη γνωστική μετάδοση, οι γνωστικοί χρήστες επιλέγουν την κατάλληλη ζώνη φάσματος και προσαρμόζουν την μετάδοσή τους βάσει των συλλεγμένων πληροφοριών (Ahmad et al., 2015).

Το έργο των γνωστικών χρηστών στην ανίχνευση φάσματος εστιάζεται στο να διαπιστώσουν εάν οι υφιστάμενοι χρήστες εκμεταλλεύονται τη συγκεκριμένη ζώνη φάσματος. Στο πλαίσιο αυτό, υπάρχουν δύο βασικές μετρικές απόδοσης που χρησιμοποιούνται για να αξιολογηθεί η ακρίβεια της ανίχνευσης φάσματος: η ανίχνευση του φάσματος και η πιθανότητα ψευδούς συναγερμού. Προκειμένου να βελτιωθεί η ακρίβεια της ανίχνευσης φάσματος, εφαρμόζεται συχνά η συνεργατική ανίχνευση φάσματος μεταξύ πολλών γνωστικών χρηστών. Σε αυτήν την προσέγγιση, οι γνωστικοί χρήστες εκτελούν ανεξάρτητα τη διαδικασία ανίχνευσης φάσματος

και λαμβάνουν τοπικές αποφάσεις. Αργότερα, αυτές οι τοπικές αποφάσεις συγκεντρώνονται από έναν κόμβο σύντηξης, ο οποίος λαμβάνει την τελική απόφαση.

Οι γνωστικοί χρήστες διαθέτουν την δυνατότητα να επιλέξουν ενδεδειγμένες κατάλληλες ζώνες φάσματος και να προβούν σε γνωστική μετάδοση. Αυτό το πλαίσιο περιλαμβάνει δύο διαφορετικά σενάρια, τον διαμοιρασμό φάσματος επικάλυψης και τον διαμοιρασμό φάσματος κάτω από την επικάλυψη. Στην περίπτωση του διαμοιρασμού φάσματος επικάλυψης, δεν υπάρχει παρεμβολή υποκαναλιών ανάμεσα στους υφιστάμενους χρήστες και τους γνωστικούς χρήστες. Από την άλλη, στο σενάριο του underlay spectrum-sharing, οι γνωστικοί χρήστες έχουν τη δυνατότητα να προκαλέσουν παρεμβολές στους υφιστάμενους χρήστες, και η γνωστική μετάδοση λαμβάνει χώρα για μεγάλα χρονικά διαστήματα, με σκοπό την ικανοποίηση των περιορισμών στην παρεμβολή. Στην πράξη, προκύπτει ότι από το underlay spectrum-sharing, ο διαμοιρασμός φάσματος μπορεί να επιτύχει υψηλή ακρίβεια στον καθορισμό του φάσματος και να επιτρέψει την επαναχρησιμοποίηση των ζωνών φάσματος. Αυτό φαίνεται στο παρακάτω Σχήμα-3, το οποίο αναπαριστά ένα τυπικό σενάριο διαμοιρασμού φάσματος σε δίκτυα CR. Σε αυτό, ένας σταθμός βάσης Macro (Macro Base Station - M-BS) και εξοπλισμός χρήστη Macro (Macro User Equipment - M-UE) αντιπροσωπεύουν τους υφιστάμενους macro κόμβους (Ahmad et al., 2015).

Στο Σχήμα 3, παρατηρούνται πολλές περιπτώσεις όπου η μετάδοση κάτω από την επικάλυψη μπορεί να προκαλέσει παρεμβολές, όπως για παράδειγμα η γνωστική μετάδοση κάτω από τον γνωστικό-BS2 προς τον γνωστικό UE2 και η γνωστική μετάδοση κάτω από τον γνωστικό-BS3 προς τον γνωστικό-UE3. Σε αυτά τα σενάρια, το M-UE2 ενδέχεται να υποστεί παρεμβολές από τον γνωστικό-BS2 και τον γνωστικό-BS3. Όταν υπάρχουν πολλές γνωστικές συνδέσεις που επηρεάζουν τις τρέχουσες συνδέσεις, η σχεδίαση του μοντέλου μετάδοσης ενέργειας γίνεται πολύπλοκη και απαιτεί προσεκτική εξέταση.



Εικόνα 3: Cognitive Radio – CR.

Η τεχνολογία CR αναδύεται ως ένα ισχυρό εργαλείο για την αποτελεσματική αξιοποίηση του φάσματος, χωρίς να επηρεάζει την υπάρχουσα κατανομή του φάσματος. Κύριος στόχος της τεχνολογίας CR είναι η δυναμική κατανόηση του τρόπου με τον οποίο το φάσμα διανέμεται και χρησιμοποιείται. Συνεπάγεται τη δυνατότητα αξιοποίησης του ανεκτέλεστου φάσματος που αφήνουν "κενό" οι πρωτεύοντες χρήστες, προσέχοντας πάντα να μην προκαλούν παρεμβολές.

Ο διαμοιρασμός του φάσματος συνεπάγεται ότι οι δευτερεύοντες χρήστες μπορούν να εκμεταλλευτούν το μη αξιοποιημένο φάσμα των πρωτευόντων χρηστών, αλλά με τον όρο ότι η επικοινωνία τους δεν πρέπει να δημιουργεί παρεμβολές.

Ο συνηθισμένος μηχανισμός διαμοιρασμού φάσματος περιλαμβάνει τέσσερα βήματα, όπως έχει περιγραφεί (Liang, Chen, Li & Mahonen, 2011):

1. **Ανίχνευση φάσματος:** Αρχικά, γίνεται η ανίχνευση των οπών φάσματος για να επιτραπεί ο αποτελεσματικός διαμοιρασμός και η βελτιστοποίηση της φάσης χρήσης του φάσματος.
2. **Κατανομή φάσματος:** Σε αυτό το στάδιο, οι δευτερεύοντες χρήστες λαμβάνουν τις οπές φάσματος που είναι διαθέσιμες και τις χρησιμοποιούν. Επειδή οι οπές φάσματος είναι δυναμικές, απαιτούνται αποτελεσματικοί αλγόριθμοι για την καλύτερη διαχείρισή τους.

3. **Πρόσβαση στο φάσμα:** Οι πρωτεύοντες χρήστες έχουν προτεραιότητα στην πρόσβαση στο φάσμα, και οι δευτερεύοντες χρήστες πρέπει να προσαρμοστούν στις οπές που δεν χρησιμοποιούνται από τους πρωτεύοντες χρήστες. Αυτό απαιτεί συντονισμό και αποτελεσματικούς αλγορίθμους για τη διαχείριση των οπών φάσματος.
4. **Παράδοση φάσματος:** Οι δευτερεύοντες χρήστες πρέπει να μεταβαίνουν σε άλλες οπές φάσματος αν συντρέχουν καταστάσεις όπως συγκρούσεις ή αν οι υπάρχουσες οπές φάσματος δεν επαρκούν για τις ανάγκες τους. Αυτή η διαχείριση απαιτεί συστηματική παρακολούθηση του φάσματος και αλγορίθμους για την αποτελεσματική μετάβαση.

Η ακριβής κατανόηση των διαθέσιμων οπών φάσματος αποτελεί το κλειδί για την επιτυχή κοινή χρήση του φάσματος.

### 3.3.6 Millimeter Wave Communications - mmWave Communications

Το υπερύψηλης συχνότητας κύμα χιλιοστού, ή αλλιώς γνωστό ως mmWave ή ζώνη χιλιοστού, αποτελεί μια περιοχή στο φάσμα των ραδιοκυμάτων με μήκη κύματος που κυμαίνονται από 10 χιλιοστά (30 GHz) έως 1 χιλιοστό (300 GHz). Συχνά αναφέρεται και ως η "ζώνη των εξαιρετικά υψηλών συχνοτήτων" (Extremely High Frequency - EHF) σύμφωνα με τη Διεθνή Ένωση Τηλεπικοινωνιών (International Telecommunication Union - ITU).

Κατά τον σχεδιασμό των δομών και των πρωτοκόλλων δικτύου, είναι απαραίτητο να ληφθούν υπόψη οι εξαιρετικές ιδιότητες της επικοινωνίας στη ζώνη MmWave. Όπως έχει αναφερθεί (Niu, Li, Jin, Su & Vasilakos, 2015), η ευρεία διαθέσιμη ζώνη του MmWave απαιτεί προσεκτικό σχεδιασμό και προσαρμογή των δομών και των πρωτοκόλλων δικτύου για να αξιοποιηθεί αποτελεσματικά.

#### Μετρήσεις καναλιού

Οι απώλειες διάδοσης στις ζώνες των mmWave εμφανίζουν σημαντικές διαφορές σε σύγκριση με τα συμβατικά συστήματα που λειτουργούν σε χαμηλότερες συχνότητες. Οι απώλειες αυτές οφείλονται σε δύο βασικούς παράγοντες: τις μοριακές απορροφήσεις, όπως

αυτές προκαλούμενες από τη βροχή και τη σκόνη, και τις ατμοσφαιρικές απορροφήσεις, που σχετίζονται με την πυκνότητα του αέρα. Αυτοί οι παράγοντες αποτελούν εμπόδιο για την εμβέλεια των mmWave.

Εντούτοις, εντυπωσιακά, οι απώλειες διάδοσης σε κυψέλες όπου η απόσταση μεταξύ δέκτη και πομπού είναι λιγότερη από 200 μέτρα έχουν μετρηθεί σε επίπεδο που μπορεί να θεωρηθεί αμελητέο. Το ίδιο ισχύει και για την απώλεια διαδρομής και τη φασματική απόδοση. Αυτή η εκπληκτική ικανότητα ανοίγει τον δρόμο για την εφαρμογή των επικοινωνιών mmWave σε διάφορες σενάρια, συμπεριλαμβανομένων του backhaul, της πρόσβασης σε μικρές κυψέλες και των εσωτερικών εφαρμογών (Niu, Li, Jin, Su & Vasilakos, 2015).

Υπάρχουν σημαντικές αναφορές που έχουν εξεταστεί σχετικά με τη διάδοση των mmWave σημάτων στα 60 GHz. Οι απώλειες στον ελεύθερο χώρο εμφανίζουν γραμμική σχέση με το τετράγωνο της φέρουσας συχνότητας, κάτι που είναι κρίσιμο για τον προσδιορισμό της αποτελεσματικής απώλειας. Στην περιοχή των 60 GHz, η απώλεια ελεύθερου χώρου (Free Space Path Loss - FSPL) ανέρχεται σε 28 dB, κάτι που υπερβαίνει σημαντικά την αντίστοιχη απώλεια στα 2,4 GHz. Επιπλέον, η απορρόφηση του οξυγόνου στα 60 GHz κυμαίνεται μεταξύ 15 έως 30 dB/km. Η κατάσταση του καναλιού μπορεί να χωριστεί σε δύο βασικές κατηγορίες, το κανάλι οπτικής επαφής (Line Of Sight - LOS) που εμφανίζει μικρότερη απόδοση σε σύγκριση με το κανάλι μη οπτικής επαφής (Non-Line-Of-Sight - NLOS).

Οι ζώνες συχνοτήτων στα 28 GHz, 38 GHz και 73 GHz έχουν επίσης χρησιμοποιηθεί εκτενώς για την πραγματοποίηση μελετών καναλιών. Συγκεκριμένα, έγιναν δοκιμές διάδοσης στα 28 GHz στη Νέα Υόρκη, ποικίλλοντας την απόσταση μεταξύ του πομπού (transmitter - TX) και του δέκτη (receiver - RX) από 75 έως 125 μέτρα. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι ο εκθέτης απώλειας διαδρομής στο LOS είναι περίπου 2,55, ενώ στο NLOS ανέρχεται σε περίπου 5,76. Στο Μανχάταν, ένα άλλο πείραμα καταγράφηκε με σήμα που υπέστη μείωση 57% εντός 200 μέτρων λόγω εμποδίων. Επίσης, διαπιστώθηκε ότι για την αύξηση της μέγιστης απόστασης κάλυψης, απαιτείται αύξηση του κέρδους των κεραιών και μείωση του εκθέτη απώλειας διαδρομής. Συγκεκριμένα, όταν το κέρδος της κεραίας είναι 49 dB, μπορούν να γίνουν δεκτές αποστάσεις έως 200 μέτρα σε περιβάλλον με πολλά εμπόδια.

Επιπλέον, στα 28 GHz πραγματοποιήθηκαν μετρήσεις απωλειών διείσδυσης και ανάκλασης σε πυλώνες από τούβλα και σε φιμέ γυαλί. Οι απώλειες διείσδυσης μετρήθηκαν στα 28,3 dB



και 40,1 dB αντίστοιχα, ενώ για υλικά εσωτερικών χώρων όπως γυψοσανίδα και διαυγές μη φιμέ γυαλί, οι απώλειες ήταν σχετικά χαμηλές, 6,8 dB και 3,6 dB αντίστοιχα. Επιπλέον, οι συντελεστές ανάκλασης για εξωτερικά υλικά ήταν υψηλότεροι από τους συντελεστές ανάκλασης των εσωτερικών υλικών. Τέλος, έγιναν μετρήσεις γωνιών άφιξης και αναχώρησης σε αστικές περιοχές, χρησιμοποιώντας κεραίες κέρατο με εξαιρετική κατεύθυνση και παρατηρήθηκε πολυδιαδρομή με μέσο όρο 2,5 λοβούς σήματος σε κάθε θέση λήψης (Wang et al., 2018).

Έχουν αναπτυχθεί μοντέλα χωρικής στατιστικής για τα κανάλια επικοινωνιών που καλύπτουν μια ευρεία γκάμα παραμέτρων σε ζώνες συχνοτήτων 28 GHz και 73 GHz στη Νέα Υόρκη. Τα μοντέλα αυτά συμπεριλαμβάνουν στοιχεία όπως ο αριθμός των χωρικών συστάδων, η απώλεια διαδρομής, η απώλεια, και η γωνιακή διασπορά. Ενδιαφέρονται επίσης για τη μελέτη της διάδοσης σε περιβάλλοντα με υψηλή μη οπτική επαφή (Non-Line-Of-Sight - NLOS) και έχουν καταλήξει στο συμπέρασμα ότι ακόμη και σε τέτοια περιβάλλοντα, μπορούν να ανιχνευθούν ισχυρά σήματα σε αποστάσεις από 100 έως 200 μέτρα από πιθανές κυτταρικές περιοχές. Αυτό υποστηρίζει τη διαφοροποίηση και την εκμετάλλευση της χωρικής πολυπλεξίας σε διάφορες τοποθεσίες όπου παρατηρούνται πολλαπλές συστάδες μονοπατιών.

Επιπλέον, πραγματοποιήθηκαν μετρήσεις σε ζώνες συχνοτήτων 73 GHz χρησιμοποιώντας κεραίες με δυνατότητα κατεύθυνσης. Επιπλέον, αναπτύχθηκε ένα πειραματικό μοντέλο ανίχνευσης ακτινών προκειμένου να προβλέψει τα χαρακτηριστικά της διάδοσης. Με βάση τα αποτελέσματα των μετρήσεων, βελτιώθηκε ένα προκαταρκτικό μοντέλο καναλιού 3D mmWave τύπου 3GPP, χρησιμοποιώντας έναν ray tracer για την απόκτηση των απαραίτητων παραμέτρων του μοντέλου ανύψωσης.

Επιπλέον, πραγματοποιήθηκαν μετρήσεις διάδοσης στα 38 GHz στο Όστιν του Τέξας, χρησιμοποιώντας κεραίες κέρατο 25 dBi. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι σε περιβάλλοντα με οπτική επαφή (Line Of Sight - LOS), ο εκθέτης απώλειας διαδρομής μετρήθηκε ως 2,30, ενώ σε περιβάλλοντα με μη οπτική επαφή (Non-Line-Of-Sight - NLOS), ο εκθέτης απώλειας διαδρομής μετρήθηκε ως 3,86. Επιπλέον, παρατηρήθηκε ότι η μέση τετραγωνική ρίζα καθυστέρησης (Root Mean Squared - RMS) είναι υψηλότερη και το κέρδος της κεραίας αντίστροφα αντιστοιχεί στην απώλεια. Τέλος, όσον αφορά τις διακοπές σήματος, παρατηρήθηκε ότι η κάλυψη των σταθμών βάσης ήταν καλύτερη σε περιοχές με χαμηλότερα ύψη, ενώ οι περισσότερες διακοπές σημειώνονταν σε αποστάσεις άνω των 200 μέτρων από

τη βάση. Τα αποτελέσματα ανέδειξαν ότι οι γωνίες άφιξης (AOAs) κυμαίνονται κυρίως στη γωνία αζιμούθιου του δέκτη (RX), κυρίως στο εύρος  $\pm 20^\circ$  σχετικά με τη γωνία αζιμούθιου του πομπού (TX). Τα χαρακτηριστικά των επικοινωνιών mmWave σε διάφορες ζώνες φαίνονται στον πίνακα 1 και αποκαλύπτουν την επίδραση της συχνότητας και του περιβάλλοντος στην επικοινωνία (Wang et al., 2018).

### **Κατευθυντικότητα**

Οι συνδέσεις στα χιλιοστομετρικά κύματα φυσικά διαδίδονται εσωτερικά και με προσδιορισμένη κατεύθυνση. Αυτό σημαίνει ότι συστοιχίες κεραιών, οι οποίες καθορίζονται από ηλεκτρικά σήματα, μπορούν να θεωρηθούν ως μοτίβα μετάλλων στην πλακέτα κυκλώματος. Στην πραγματικότητα, η φάση του εκπεμπόμενου σήματος από κάθε κεραία μπορεί να ρυθμιστεί ηλεκτρονικά για να κατευθύνει τη δέσμη προς οποιαδήποτε κατεύθυνση, ενεργοποιώντας ένα πολύ χαμηλό κέρδος για όλες τις άλλες κατευθύνσεις, προκειμένου να επιτευχθεί το υψηλότερο δυνατό κέρδος σε αυτή τη συγκεκριμένη κατεύθυνση. Για να επιτευχθεί αυτό, είναι απαραίτητη η διαδικασία εκπαίδευσης της δέσμης, η οποία επιτρέπει στον πομπό και τον δέκτη να εστιάζουν τη δέσμη τους ο ένας στον άλλον. Έχουν αναπτυχθεί επίσης διάφοροι αλγόριθμοι εκπαίδευσης της δέσμης που στοχεύουν στη μείωση του χρόνου που απαιτείται για αυτήν τη διαδικασία (Karjalainen et al., 2014).

### **Εναισθησία στην παρεμπόδιση**

Τα ηλεκτρομαγνητικά κύματα μπορούν να διαπερνούν σχετικά ανεμπόδιστα γύρω από εμπόδια, όταν το μήκος τους είναι μεγαλύτερο από τις διαστάσεις των εμποδίων. Όταν βρισκόμαστε στην περιοχή των 60 GHz, τα μικρά μήκη κύματος γίνονται ευάλωτα στην παρεμβολή από αντικείμενα όπως άνθρωποι και έπιπλα. Για παράδειγμα, η απώλεια λόγω παρεμβολής από ανθρώπους κυμαίνεται περίπου από 20 έως 30 dB. Οι ερευνητές Collonge et al. (2004) διεξήγαγαν μελέτες διάδοσης σε παρουσία ανθρώπινης δραστηριότητας σε ένα ρεαλιστικό εσωτερικό περιβάλλον. Σε σχέση με τα αποτελέσματα, για περίπου 1 έως 5 άτομα, η απώλεια σήματος κυμαίνεται περίπου από 1% έως 2%. Λαμβάνοντας υπόψη την κινητικότητα των ανθρώπων, οι συνδέσεις στα mmWave είναι συχνά αραιές, καθιστώντας την παροχή αξιόπιστης σύνδεσης προκλητική, ιδίως για εφαρμογές που απαιτούν χαμηλή καθυστέρηση.

# 4

## Μηχανική Μάθηση

### 4.1 Εισαγωγή

Η Μηχανική Μάθηση είναι ένα υποπεδίο της Τεχνητής Νοημοσύνης που περιλαμβάνει την ανάπτυξη αλγορίθμων και στατιστικών μοντέλων που επιτρέπουν στα υπολογιστικά συστήματα να μαθαίνουν αυτόματα και να κάνουν προβλέψεις ή αποφάσεις με βάση δεδομένα. Αντί να προγραμματίζονται ρητά για την εκτέλεση συγκεκριμένων εργασιών, τα συστήματα μηχανικής μάθησης χρησιμοποιούν αλγορίθμους για να αναλύουν δεδομένα, να εντοπίζουν μοτίβα και να κάνουν προβλέψεις ή αποφάσεις με βάση αυτά που μαθαίνουν (Boutaba et al., 2018).

Υπάρχουν διάφοροι τύποι τεχνικών μηχανικής μάθησης, όπως η μάθηση με επίβλεψη, η μάθηση χωρίς επίβλεψη και η ενισχυτική μάθηση. Στην επιβλεπόμενη μάθηση, ο αλγόριθμος μηχανικής μάθησης εκπαιδεύεται σε επισημασμένα δεδομένα, με τις μεταβλητές εισόδου και εξόδου να είναι ήδη γνωστές, για να μάθει να αναγνωρίζει μοτίβα και να κάνει ακριβείς προβλέψεις σε νέα, αθέατα δεδομένα. Στη μάθηση χωρίς επίβλεψη, ο αλγόριθμος εκπαιδεύεται σε μη επισημασμένα δεδομένα, με στόχο τον εντοπισμό μοτίβων και δομών στα δεδομένα. Η ενισχυτική μάθηση είναι μια τεχνική που επιτρέπει στον αλγόριθμο να μαθαίνει

μέσω αλληλεπιδράσεων με ένα περιβάλλον, λαμβάνοντας ανατροφοδότηση με τη μορφή ανταμοιβών ή τιμωριών.

Οι εφαρμογές της μηχανικής μάθησης είναι τεράστιες και αυξάνονται ραγδαία. Ορισμένες κοινές εφαρμογές περιλαμβάνουν την αναγνώριση ομιλίας, την αναγνώριση εικόνας, την επεξεργασία φυσικής γλώσσας, τα συστήματα συστάσεων και την προγνωστική ανάλυση. Η μηχανική μάθηση χρησιμοποιείται σε διάφορους κλάδους, όπως η υγειονομική περίθαλψη, η χρηματοδότηση, το μάρκετινγκ και η μεταποίηση, μεταξύ άλλων (Boutaba et al., 2018).

## **4.2 Κατηγορίες Μηχανικής Μάθησης**

### **4.2.1 Επιβλεπόμενη Μάθηση**

Στον χώρο της επιβλεπόμενης μάθησης, χρησιμοποιούνται επισημασμένα σύνολα δεδομένων για να εκπαιδευτούν αλγόριθμοι, οι οποίοι μπορούν να προβλέπουν με ακρίβεια αποτελέσματα ή να ταξινομούν δεδομένα. Κατά τη διάρκεια της διαδικασίας εκπαίδευσης, οι υπολογιστικές συσκευές χρησιμοποιούν αυτά τα επισημασμένα δεδομένα για να προβλέψουν πώς θα εξελιχθούν τα δεδομένα στο μέλλον. Τα επισημασμένα δεδομένα βοηθούν τους αλγορίθμους να διαμορφώσουν μια στρατηγική που αντιστοιχεί τις εισόδους στις εξόδους. Επιπλέον, γίνεται χρήση συνόλων δεδομένων ελέγχου για να εξεταστεί η ακρίβεια των προβλέψεων μετά από τη συνεχή εκπαίδευση. Διάφοροι τομείς, όπως η υγειονομική περίθαλψη, η οικονομική ανάλυση και η διαφήμιση, εκμεταλλεύονται ευρέως την επιβλεπόμενη μάθηση (Nasteski, 2017).

Στο πεδίο της επιβλεπόμενης μάθησης, υπάρχουν δύο κύρια είδη προβλημάτων: η ταξινόμηση και η παλινδρόμηση. Οι αλγόριθμοι ταξινόμησης χρησιμοποιούνται όταν η έξοδος είναι δυαδική ή ανήκει σε μια κατηγορία, και αυτό τους καθιστά κατάλληλους για τον εντοπισμό προβλημάτων όπως η ανίχνευση ανεπιθύμητων email. Από την άλλη, οι αλγόριθμοι παλινδρόμησης χρησιμοποιούνται για να προβλέπουν αριθμητικές τιμές, όπως οικονομικά δεδομένα και καιρικές συνθήκες, για προβλήματα που έχουν γραμμική σχέση μεταξύ των μεταβλητών εισόδου και εξόδου (Nasteski, 2017).

## 4.2.2 Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση

Η μη επιβλεπόμενη μάθηση ανήκει στην ομάδα των βασικών τεχνικών μηχανικής μάθησης και αποτελεί μια αξιόλογη προσέγγιση. Σε αυτήν την μέθοδο, χρησιμοποιούνται μη επισημειωμένα και μη ταξινομημένα σύνολα δεδομένων για να γίνουν προβλέψεις χωρίς την ανάγκη ανθρώπινης παρέμβασης. Αυτή η προσέγγιση είναι εξαιρετικά χρήσιμη για την κατηγοριοποίηση και την ομαδοποίηση μη ταξινομημένων δεδομένων βάσει των ομοιοτήτων και των διαφορών τους, αλλά επίσης δίνει την δυνατότητα ανακάλυψης κρυμμένων μοτίβων και τάσεων που διαφεύγουν της ανθρώπινης αντίληψης. Σε αντίθεση με την επιβλεπόμενη μάθηση, όπου υπάρχει μια σταθερή μεταβλητή εξόδου για την εκπαίδευση, οι αλγόριθμοι της μη επιβλεπόμενης μάθησης αναλαμβάνουν την εκμάθηση από τα δεδομένα χωρίς αυτό το περιορισμό, πράγμα που τους καθιστά ιδιαίτερα κατάλληλους για πολύπλοκες εργασίες. Είναι σε θέση να εντοπίσουν αφαιρετικά μοτίβα και να ομαδοποιήσουν δεδομένα, και αυτό τους καθιστά ιδανικούς για την ανίχνευση ανωμαλιών και την ανακάλυψη αόρατων συσχετίσεων στα εισερχόμενα δεδομένα (James et al., 2023).

Η μη επιβλεπόμενη μάθηση μπορεί να χωριστεί σε δύο κύριες τεχνικές προσεγγίσεις: την ομαδοποίηση και τη συσχέτιση. Η ανάλυση συστάδων αντιπροσωπεύει μια μέθοδο μάθησης χωρίς επίβλεψη που αφορά την ομαδοποίηση των δεδομένων σε κατηγορίες βάσει των ομοιοτήτων, διαφορών ή των χαρακτηριστικών τους, χωρίς να απαιτείται προηγούμενη γνώση ή ετικέτες. Συνήθως, οι επιχειρήσεις χρησιμοποιούν αυτήν την τεχνική στον τομέα του λιανικού μάρκετινγκ, της ηλεκτρονικής διαφήμισης και των ροών εργασίας για να εντοπίσουν ομοιότητες και μοτίβα. Από την άλλη πλευρά, η ανάλυση συσχέτισης είναι μια προσέγγιση μάθησης χωρίς επίβλεψη όπου οι μηχανές ανιχνεύουν ενδιαφέρουσες σχέσεις και συνδέσεις μεταξύ των μεταβλητών σε μεγάλα σύνολα δεδομένων. Αυτή η τεχνική είναι πολύτιμη για εφαρμογές όπως η ανάκτηση πληροφοριών από τον ιστό, ο έλεγχος της απάτης, η δημιουργία προτάσεων και η συνεχής παραγωγή (James et al., 2023).

## 4.2.3 Ήμι-Επιβλεπόμενη Μάθηση

Η ημι-επιβλεπόμενη μάθηση αποτελεί μια στρατηγική μηχανικής μάθησης που συνδυάζει με εξαιρετικό τρόπο τα πλεονεκτήματα της επιβλεπόμενης και της μη επιβλεπόμενης μάθησης,

και παρουσιάζει υψηλή αποδοτικότητα και οικονομική αποδοτικότητα. Σε αυτήν την τεχνική, οι μηχανές αξιοποιούν και επισημασμένα και μη επισημασμένα δεδομένα κατά την εκπαίδευση, επιτρέποντάς τους να μάθουν από τη συνολική πληροφορία. Στο πρώτο στάδιο, η τεχνική χρησιμοποιεί αλγορίθμους μηχανικής μάθησης χωρίς επίβλεψη για να ομαδοποιήσει τα παρόμοια δεδομένα. Στη συνέχεια, τα δεδομένα που δεν είχαν επισημανθεί προηγουμένως επισημαίνονται, ενισχύοντας το σύνολο δεδομένων για πιο αποτελεσματική εκπαίδευση. Έτσι, η μάθηση με ημι-επιβλεπόμενη προσέγγιση επιτρέπει τη βελτίωση της ακρίβειας και της απόδοσης των μοντέλων μηχανικής μάθησης (Zhu & Goldberg, 2022).

Η μηχανική μάθηση με ημι-επιβλεπόμενη προσέγγιση αναλύεται συνήθως σε δύο βασικές προσεγγίσεις: την αυτοεπιβλεπόμενη μάθηση και τη μάθηση πολλαπλών περιπτώσεων. Η αυτοεπιβλεπόμενη μάθηση μετασχηματίζει το πρόβλημα σε ένα εργασία επιβλεπόμενης μάθησης, προκειμένου να δημιουργήσει επισημασμένα δεδομένα από αρχικά μη επισημασμένα δεδομένα. Αυτή η προσέγγιση είναι ιδιαίτερα χρήσιμη όταν η απόκτηση επισημασμένων δεδομένων είναι οικονομικά εκτεταμένη. Έχει επίσης εφαρμοστεί επιτυχώς σε πολλούς τομείς, συμπεριλαμβανομένης της όρασης των υπολογιστών και της επεξεργασίας φυσικής γλώσσας από μεγάλες εταιρίες όπως η Google και το Facebook. Από την άλλη πλευρά, η μάθηση πολλαπλών περιπτώσεων αντιμετωπίζει την εκπαίδευση με ασθενή εποπτεία, όπου οι "σάκοι" που περιέχουν περιπτώσεις εκπαίδευσης επισημαίνονται αντί για μεμονωμένες περιπτώσεις. Αυτή η προσέγγιση επιτρέπει τη χρήση δεδομένων με αδύναμη επισήμανση, που είναι συχνά πραγματικότητα σε επιχειρηματικά προβλήματα λόγω του υψηλού κόστους της επισήμανσης. Έχει επίσης εφαρμοστεί επιτυχώς σε πολλούς τομείς, συμπεριλαμβανομένης της ιατρικής διάγνωσης, της ταξινόμησης εικόνων και της επεξεργασίας φυσικής γλώσσας (Zhu & Goldberg, 2022).

#### 4.2.4 Ενισχυτική Μάθηση

Η ενισχυτική μάθηση αναδεικνύεται ως μια συναρπαστική τεχνική μηχανικής μάθησης, όπου ένας πράκτορας εκπαιδεύεται να επιλέγει τις βέλτιστες ενέργειες μέσω συνεχούς ανατροφοδότησης από το περιβάλλον του. Σε αντίθεση με άλλες μορφές μηχανικής μάθησης, αυτή η τεχνική δεν απαιτεί προκαθορισμένα, επισημασμένα δεδομένα. Αντί αυτού, χρησιμοποιεί μια διαδικασία δοκιμής και σφάλματος, όπου ο πράκτορας εξελίσσει τις

ικανότητές του μέσω των εμπειριών του. Ένα από τα βασικά πλεονεκτήματα της ενισχυτικής μάθησης είναι η ικανότητά της να εξελίσσει τις επιδόσεις της μέσα από τον χρόνο (Ssengonzi, Kogeda & Olwal, 2022).

Η ενισχυτική μάθηση διακρίνεται συνήθως σε δύο βασικές κατηγορίες: τη θετική ενισχυτική μάθηση και την αρνητική ενισχυτική μάθηση. Η μάθηση θετικής ενίσχυσης εστιάζει στον πράκτορα που ανταμείβεται όταν λαμβάνει ενέργειες που οδηγούν σε θετικά αποτελέσματα. Η ανταμοιβή μπορεί να εκφράζεται ως αριθμητική τιμή, όπως μια βαθμολογία ή μια πιθανότητα, ή ως συμβολική ανταμοιβή, όπως μια ετικέτα ή μια αξία. Αντίθετα, η αρνητική ενισχυτική μάθηση εστιάζει στον πράκτορα που τιμωρείται όταν επιλέγει ενέργειες που οδηγούν σε αρνητικά αποτελέσματα. Σε αυτήν την περίπτωση, ο πράκτορας μαθαίνει να αποφεύγει τις ενέργειες που οδηγούν σε τιμωρία και να επιλέγει αντίθετες ενέργειες που οδηγούν σε θετικά αποτελέσματα (Ssengonzi, Kogeda & Olwal, 2022).

#### 4.2.5 Διαδικασία Εκμάθησης - Meta Learning

Η παραδοσιακή μηχανική μάθηση, που βασίζεται στη συλλογή ενός μεγάλου όγκου συγκεκριμένων δεδομένων για την εκπαίδευση μοντέλων που αναλαμβάνουν προβλέψεις ή κατηγοριοποιήσεις, απέχει σημαντικά από τον τρόπο με τον οποίο οι άνθρωποι αποκτούν γνώση και μαθαίνουν νέες εργασίες με βάση λίγα μόνο παραδείγματα (Vanschoren, 2018).

Από την άλλη πλευρά, η μετα-μάθηση, γνωστή και ως "μάθηση για μάθηση," επικεντρώνεται στη δημιουργία μοντέλων που διδάσκονται να μαθαίνουν. Συγκεκριμένα, οι αλγόριθμοι μετα-μάθησης στοχεύουν στη δημιουργία συστημάτων ΑΙ που είναι σε θέση να προσαρμόζονται σε νέες εργασίες και να βελτιώνουν τις επιδόσεις τους με την πάροδο του χρόνου, χωρίς να απαιτείται εκ νέου εκπαίδευση (Vanschoren, 2018).

Οι αλγόριθμοι μετα-μάθησης συνήθως περιλαμβάνουν την εκπαίδευση ενός μοντέλου σε πολλαπλές διαφορετικές εργασίες, με σκοπό την ανάπτυξη γενικών γνώσεων που μπορούν να εφαρμοστούν σε νέες εργασίες. Αυτό αποτελεί αντίθεση προς την παραδοσιακή μηχανική μάθηση, όπου ένα μοντέλο εκπαιδεύεται συνήθως για μία μόνο εργασία και χρησιμοποιείται αποκλειστικά για αυτήν την εργασία.

Συνολικά, η μετα-μάθηση ανοίγει νέους ορίζοντες στην τεχνητή νοημοσύνη, καθώς επιτρέπει στους αλγορίθμους να αποκτούν ικανότητες παρόμοιες με αυτές των ανθρώπων στο να μαθαίνουν από την εμπειρία και να προσαρμόζονται σε νέες προκλήσεις.

#### **4.2.6 Αναπτυξιακή Μάθηση - Developmental robotics**

Στον παγκόσμιο χάρτη της τεχνολογίας, η αναπτυξιακή ρομποτική αναδεικνύεται ως ένας ενδιαφέρον κλάδος που συνδυάζει πτυχές από διάφορες επιστημονικές περιοχές, όπως η ψυχολογία, η βιολογία, η τεχνητή νοημοσύνη και η ρομποτική (Cangelosi & Schlesinger, 2015). Αυτός ο αναδυόμενος τομέας αντλεί έμπνευση από τον τρόπο με τον οποίο οι πολύπλοκοι βιολογικοί οργανισμοί αναπτύσσονται και αποκτούν τις δεξιότητές τους μέσω ενός εκτεταμένου προγράμματος ανάπτυξης πριν φτάσουν στην ενήλικη μορφή τους (Cangelosi & Schlesinger, 2015).

Η αναπτυξιακή ρομποτική συγκεντρώνει στοιχεία από προηγούμενες έρευνες όπως η ενσώματη νόηση, η εξελικτική ρομποτική και η μηχανική μάθηση, αλλά παρουσιάζει και σημαντικές διαφορές που την καθιστούν πρωτοποριακή (Cangelosi & Schlesinger, 2015).

Για να γίνουν καλύτερα κατανοητές αυτές τις διαφορές, είναι ενδιαφέρον να γίνει μια σύντομη αναφορά στην ιστορία της ρομποτικής και της τεχνητής νοημοσύνης. Από τα πρώτα βήματα της τεχνητής νοημοσύνης στη δεκαετία του 1950, οι ερευνητές προσπαθούν να δημιουργήσουν ευφυείς μηχανές. Υπήρξαν μεν επιτυχίες, αλλά το όραμα της δημιουργίας νοημοσύνης παρόμοιας με την ανθρώπινη παραμένει ανέκαθεν ανέφικτο. Τρεις βασικές προσεγγίσεις υιοθετήθηκαν μέχρι σήμερα στην προσπάθεια δημιουργίας ευφών ρομπότ: ο άμεσος προγραμματισμός, η μηχανική μάθηση με επίβλεψη και η εξελικτική προσαρμογή (Weng et al., 2001).

Στον χώρο της επιβλεπόμενης μάθησης, ο άνθρωπος μηχανικός αναλαμβάνει τον ρόλο του δημιουργού των διαδικασιών εκπαίδευσης για το ρομπότ, καθορίζοντας πώς πρέπει να αντιδρά το ρομπότ σε συγκεκριμένες καταστάσεις και αισθητηριακές εισόδους. Το ρομπότ μαθαίνει να αντιγράφει και να εφαρμόζει αυτά τα δεδομένα εκπαίδευσης, και συνήθως αναπτύσσει γενικές ικανότητες που μπορούν να εφαρμοστούν σε νέες, προηγούμενες



αγνοημένες καταστάσεις που δεν περιλαμβάνονταν στην αρχική εκπαίδευση. Αυτή η μέθοδος αντιπροσωπεύει μια βελτίωση σε σχέση με τον άμεσο προγραμματισμό, καθώς επιτρέπει στο ρομπότ, και όχι στον άνθρωπο μηχανικό, να διαμορφώσει τη δική του λύση για τα προβλήματα. Έτσι, το ρομπότ μπορεί να αναπτύξει συμπεριφορές που είναι πιο ανθεκτικές και ευέλικτες, ανταποκρινόμενο σε περισσότερες προκλήσεις. Παρ' όλα αυτά, τα ρομπότ που εκπαιδεύονται με επιβλεπόμενη μάθηση παραμένουν περιορισμένα στον αριθμό των εργασιών που μπορούν να εκτελέσουν και δεν έχουν ακόμη επιτύχει να αναπτύξουν γενικές στρατηγικές που θα ίσχυαν σε διάφορες εργασίες (Cangelosi & Schlesinger, 2015).

Στην προσέγγιση της εξελικτικής προσαρμογής, ένας ανθρώπινος μηχανικός δημιουργεί μια συνάρτηση καταλληλότητας για να μετρήσει την απόδοση ενός ρομπότ. Στη συνέχεια, δημιουργείται τυχαία ένας αρχικός πληθυσμός πιθανών ελεγκτών ρομπότ, και κάθε ένας αξιολογείται με βάση τη συνάρτηση καταλληλότητας. Οι ελεγκτές ρομπότ με υψηλή βαθμολογία αναπαράγονται για να δημιουργήσουν μια νέα γενιά με ελεγκτές ελαφρώς καλύτερους. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται για πολλές γενιές, με την τελική αποτέλεσμα να είναι ρομπότ με αποδοτικούς ελεγκτές. Αυτή η προσέγγιση αποτελεί μια βελτίωση σε σχέση με την επιβλεπόμενη μάθηση, καθώς η συνάρτηση καταλληλότητας μπορεί να είναι πολύ πιο γενική από τα δεδομένα εκπαίδευσης που απαιτούνται για την επιβλεπόμενη μάθηση. Έτσι, τα ρομπότ που δημιουργούνται με εξελικτική προσαρμογή μπορούν να αναπτύξουν γενικές στρατηγικές που δεν είναι συνδεδεμένες απαραίτητα με μια συγκεκριμένη εργασία. Παρόλα αυτά, το επίπεδο γενικότητας που έχει επιτευχθεί μέχρι στιγμής παραμένει περιορισμένο (Cangelosi & Schlesinger, 2015).

## **4.3 Μοντέλα Κατηγοριοποίησης Προβλημάτων**

### **4.3.1 Ταξινόμηση – Classification**

Η ταξινόμηση, μια τεχνική εξόρυξης δεδομένων που ανήκει στον χώρο της μηχανικής μάθησης, αποτελεί έναν αξιοσημείωτο τομέα. Αναλαμβάνει τον ρόλο της πρόβλεψης της συμμετοχής περιπτώσεων δεδομένων σε διάφορες ομάδες. Παρά την ποικιλία τεχνικών που χρησιμοποιούνται στη μηχανική μάθηση, η ταξινόμηση κατέχει την πρώτη θέση όσον αφορά

τη δημοτικότητα και τη χρησιμοποίηση. Αναγνωρίζεται ως μια αξιοθαύμαστη δραστηριότητα στον χώρο της μηχανικής μάθησης και της ανακάλυψης γνώσης (Baradwaj & Pal, 2012).

Η ταξινόμηση ανήκει στα πλέον καλά μελετημένα προβλήματα στη μηχανική μάθηση και την εξόρυξη δεδομένων. Παρ' όλη την καταξίωση της ως τεχνική στην μηχανική μάθηση, αντιμετωπίζει δυσκολίες όπως η διαχείριση ελλιπών δεδομένων. Ελλιπή δεδομένα μπορούν να προκαλέσουν προβλήματα τόσο στη φάση της εκπαίδευσης όσο και στη φάση της ταξινόμησης. Τα αίτια των ελλιπών δεδομένων που αναφέρονται στο βιβλίο του Dunham (2006) περιλαμβάνουν τη μη καταχώρηση μιας εγγραφής λόγω εσφαλμένης αντίληψης, την αναγνώριση δεδομένων ως άσχετων κατά την καταχώρηση, την αφαίρεση δεδομένων λόγω απόκλισης από άλλα τεκμηριωμένα δεδομένα και τη δυσλειτουργία του εξοπλισμού.

Για την αντιμετώπιση του προβλήματος των ελλιπών δεδομένων, υπάρχουν διάφορες προσεγγίσεις. Οι εξορύκτες δεδομένων, για παράδειγμα, μπορούν να αγνοήσουν τα απουσιάζοντα δεδομένα, να αντικαταστήσουν απουσιάζουσες τιμές με μια κοινή τιμή για όλες τις περιπτώσεις, ή ακόμη να χρησιμοποιήσουν το μέσο όρο των τιμών ενός χαρακτηριστικού για την αντικατάσταση απουσιάζουσών τιμών, όπως αναφέρουν οι Baradwaj και Pal (2012).

### 4.3.2 Παλινδρόμηση – Regression

Η παλινδρόμηση, μια ισχυρή τεχνική στον κόσμο της μηχανικής μάθησης, λειτουργεί ως ένα ισχυρό εργαλείο για την ανακάλυψη σχέσεων μεταξύ μεταβλητών και την πρόβλεψη συνεχών τιμών με βάση αυτές τις σχέσεις. Όταν πρόκειται για ένα πρόβλημα όπου η έξοδος είναι συνεχής, αυτό χαρακτηρίζεται ως πρόβλημα παλινδρόμησης. Παραδείγματα περιλαμβάνουν την πρόβλεψη του βάρους, της ηλικίας, του μισθού ενός ατόμου, την πρόβλεψη των καιρικών συνθηκών ή ακόμη και την πρόβλεψη των τιμών των κατοικιών.

Στον κόσμο της παλινδρόμησης, το σύνολο των μεταβλητών εισόδου, συμβολίζεται ως  $X$ , συσχετίζεται με μια συνεχή εξαγόμενη μεταβλητή, την  $Y$ . Σε αντίθεση με την ταξινόμηση, όπου προβλέπονται διακριτικές ετικέτες για την είσοδο, η παλινδρόμηση ασχολείται με την πρόβλεψη συνεχών αριθμητικών τιμών.

Ο κόσμος της παλινδρόμησης διακρίνεται συνήθως σε δύο βασικές κατηγορίες: την απλή γραμμική παλινδρόμηση, όπου χρησιμοποιείται μια ευθεία γραμμή για να προσεγγιστεί η σχέση μεταξύ δύο μεταβλητών ( $X$  και  $Y$ ), και η πολλαπλή παλινδρόμηση, που εμπλέκει πολλές μεταβλητές και μπορεί να είναι είτε γραμμική είτε μη γραμμική στη φύση της (Nasteski, 2017).

### **4.3.2.1 Γραμμική παλινδρόμηση**

Η γραμμική παλινδρόμηση είναι μια θεμελιώδης τεχνική στατιστικής και μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιείται για τη μοντελοποίηση της σχέσης μεταξύ μιας εξαρτημένης μεταβλητής (συντά συμβολίζεται ως " $Y$ ") και μιας ή περισσότερων ανεξάρτητων μεταβλητών (συντά συμβολίζεται ως " $X$ "). Υποθέτει ότι η σχέση αυτή μπορεί να αναπαρασταθεί από μια γραμμική εξίσωση.

Η γενική μορφή μιας απλής εξίσωσης γραμμικής παλινδρόμησης είναι:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \varepsilon$$

Όπου:

- $Y$  είναι η εξαρτημένη μεταβλητή.
- $X$  είναι η ανεξάρτητη μεταβλητή.
- $\beta_0$  είναι η τομή, που αντιπροσωπεύει την τιμή της  $Y$  όταν η  $X$  είναι 0.
- $\beta_1$  είναι η κλίση ή ο συντελεστής, που αντιπροσωπεύει τη μεταβολή της  $Y$  για μια μεταβολή της  $X$  κατά μία μονάδα.
- $\varepsilon$  είναι ο όρος σφάλματος, που αντιπροσωπεύει την ανεξήγητη μεταβλητότητα της  $Y$  που δεν εξηγείται από τη γραμμική σχέση.

Ο στόχος της γραμμικής παλινδρόμησης είναι να εκτιμηθούν οι τιμές των  $\beta_0$  και  $\beta_1$  που ταιριάζουν καλύτερα στα δεδομένα, δηλαδή ελαχιστοποιούν το άθροισμα των τετραγωνικών διαφορών μεταξύ των προβλεπόμενων τιμών ( $\beta_0 + \beta_1 X$ ) και των πραγματικών σημείων δεδομένων. Η διαδικασία αυτή γίνεται συχνά με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων.

Η πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση επεκτείνει την έννοια σε πολλαπλές ανεξάρτητες μεταβλητές και η εξίσωση γίνεται:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \varepsilon$$

Η γραμμική παλινδρόμηση χρησιμοποιείται ευρέως για διάφορους σκοπούς, όπως η πρόβλεψη τιμών, η κατανόηση των σχέσεων μεταξύ μεταβλητών και ο προσδιορισμός της ισχύος και της σημαντικότητας αυτών των σχέσεων. Έχει εφαρμογές σε τομείς όπως η οικονομία, τα χρηματοοικονομικά, η βιολογία, οι κοινωνικές επιστήμες και η μηχανική μάθηση. Επιπλέον, υπάρχουν παραλλαγές της γραμμικής παλινδρόμησης, συμπεριλαμβανομένης της παλινδρόμησης ridge και της παλινδρόμησης lasso, οι οποίες ενσωματώνουν τεχνικές κανονικοποίησης για την αντιμετώπιση ζητημάτων όπως η πολυσυγγραμμικότητα και η υπερπροσαρμογή.

#### **4.3.2.2 Παλινδρόμηση Ridge**

Η παλινδρόμηση Ridge, γνωστή και ως κανονικοποίηση L2, είναι μια τεχνική γραμμικής παλινδρόμησης που χρησιμοποιείται για την αντιμετώπιση του προβλήματος της πολυσυγγραμμικότητας και της υπερπροσαρμογής σε ένα μοντέλο πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης. Τροποποιεί την τυπική γραμμική παλινδρόμηση προσθέτοντας έναν όρο ποινής στη συνάρτηση κόστους, ενθαρρύνοντας το μοντέλο όχι μόνο να προσαρμόζεται καλά στα δεδομένα αλλά και να διατηρεί τις παραμέτρους του μοντέλου (συντελεστές) μικρές.

Ο πρωταρχικός στόχος της παλινδρόμησης κορυφογραμμής είναι η εύρεση μιας ισορροπίας μεταξύ της όσο το δυνατόν καλύτερης προσαρμογής των δεδομένων και της αποτροπής του μοντέλου από το να γίνει υπερβολικά πολύπλοκο. Αυτό επιτυγχάνεται με την εισαγωγή ενός όρου κανονικοποίησης, ο οποίος βασίζεται στο άθροισμα των τετραγωνικών τιμών των συντελεστών παλινδρόμησης. Η συνάρτηση κόστους της παλινδρόμησης κορυφογραμμής μπορεί να εκφραστεί ως εξής:

$$J(\beta) = \text{Least Squares Cost Function} + \lambda \sum_{i=1}^p \beta_i^2$$

Όπου:

- $J(\beta)$  είναι η τροποποιημένη συνάρτηση κόστους.
- $\beta$  αντιπροσωπεύει το διάνυσμα των συντελεστών παλινδρόμησης.
- $\lambda$  είναι η παράμετρος κανονικοποίησης, η οποία είναι μια παράμετρος ρύθμισης που ελέγχει την ισχύ της κανονικοποίησης. Μια υψηλότερη τιμή του λάμδα θα έχει ως αποτέλεσμα ισχυρότερη κανονικοποίηση, η οποία κάνει τους συντελεστές να συρρικνώνονται περισσότερο.

Η παλινδρόμηση Ridge λειτουργεί ελαχιστοποιώντας αυτή τη συνάρτηση κόστους. Ο όρος κανονικοποίησης  $\lambda \sum_{i=1}^p \beta_i^2$  ενθαρρύνει το μοντέλο να διατηρεί τους συντελεστές μικρούς, αποτρέποντας αποτελεσματικά την υπερβολική προσαρμογή. Οι βέλτιστες τιμές για τους συντελεστές βρίσκονται με την εξισορρόπηση της προσαρμογής στα δεδομένα και της ποινής για μεγάλες τιμές συντελεστών.

Η παλινδρόμηση Ridge είναι ιδιαίτερα χρήσιμη όταν πρόκειται για σύνολα δεδομένων με υψηλή πολυσυγγραμμικότητα, όπου οι ανεξάρτητες μεταβλητές συσχετίζονται έντονα μεταξύ τους. Βοηθά στη σταθεροποίηση των εκτιμήσεων των παραμέτρων και μπορεί να βελτιώσει τη γενίκευση του μοντέλου σε νέα δεδομένα. Ωστόσο, η επιλογή της παραμέτρου κανονικοποίησης  $\lambda$  είναι κρίσιμη και μπορεί να απαιτηθεί διασταυρούμενη επικύρωση για την εύρεση της καλύτερης τιμής για ένα δεδομένο πρόβλημα.

### 4.3.3 Συσταδοποίηση – Clustering

Η διαδικασία της συσταδοποίησης αποτελεί έναν ενδιαφέρον τύπο μη εποπτευόμενης μάθησης στον κόσμο της μηχανικής μάθησης. Σε αυτήν την τεχνική, ο αλγόριθμος εκτελεί τον ομαδοποιητικό ρόλο, διακρίνοντας παρόμοια δεδομένα βάσει των χαρακτηριστικών τους. Ο βασικός στόχος είναι να ανακαλύψει φυσικές ομάδες ή "συστάδες" μέσα στα δεδομένα, αποκαλύπτοντας τη δομή που ενδέχεται να κρύβεται σε αυτά.

Ο τομέας της ομαδοποίησης έχει ευρεία εφαρμογή, καλύπτοντας πεδία όπως η εξόρυξη δεδομένων, η αναγνώριση εικόνας και ομιλίας, η επεξεργασία φυσικής γλώσσας και η ανίχνευση ανωμαλιών. Συγκεκριμένα, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να εντοπίσει τμήματα

πελατών στην κομμένη αγορά, για την ανίχνευση απάτης στον χώρο των οικονομικών, καθώς και για τον εντοπισμό κρυφών μοτίβων σε ιατρικά δεδομένα (Madhulatha, 2012).

Στον χώρο της ομαδοποίησης, έρχεται κανείς αντιμέτωπος με μια ποικιλία αλγορίθμων που προσαρμόζονται στις διάφορες απαιτήσεις των προβλημάτων και των χαρακτηριστικών των δεδομένων. Η επιλογή του συγκεκριμένου αλγορίθμου εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από το πρόβλημα που πρέπει να λυθεί. Αναφέρονται μερικοί από τους πιο δημοφιλείς αλγορίθμους ομαδοποίησης, όπως τα παρακάτω (Saxena et al., 2017):

- **Συσταδοποίηση K-Means:** Ο αλγόριθμος K-Means αποτελεί μια απλή και αποτελεσματική επιλογή, διαχωρίζοντας τα δεδομένα σε  $k$  συστάδες, με τον αριθμό  $k$  να ορίζεται από τον χρήστη. Ο αλγόριθμος ξεκινά επιλέγοντας τυχαία  $k$  αρχικά κέντρα και αναθέτει κάθε σημείο δεδομένων στο πλησιέστερο κέντρο. Στη συνέχεια, τα κέντρα ανανεώνονται μέσω του υπολογισμού του μέσου όρου των σημείων δεδομένων σε κάθε συστάδα, επαναλαμβάνοντας τη διαδικασία έως ότου συγκλίνουν.
- **Ιεραρχική συσταδοποίηση:** Ο αλγόριθμος της ιεραρχικής συσταδοποίησης είναι πιο πολύπλοκος και δημιουργεί μια ιεραρχία συστάδων, με τα πιο παρόμοια δεδομένα να ομαδοποιούνται σε χαμηλότερα επίπεδα και τα λιγότερο παρόμοια σε υψηλότερα. Αυτός ο αλγόριθμος μπορεί να είναι είτε συσσωρευτικός, όπου κάθε σημείο ξεκινά ως ξεχωριστή συστάδα και στη συνέχεια συγχωνεύεται με άλλες, είτε διαιρετικός, όπου όλα τα σημεία ξεκινούν από μία συστάδα και χωρίζονται σε μικρότερες αναδρομικά.
- **Συσταδοποίηση βάσει της πυκνότητας:** Οι αλγόριθμοι συσταδοποίησης βάσει της πυκνότητας εντοπίζουν συστάδες βάσει της πυκνότητας των δεδομένων. Ο δημοφιλής αλγόριθμος DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) αναγνωρίζει σημεία δεδομένων που βρίσκονται κοντά η ένα στο άλλο και έχουν υψηλή πυκνότητα ως μέλη συστάδων, απομονώνοντας τα από περιοχές χαμηλής πυκνότητας.
- **Ασαφής συσταδοποίηση:** Σε αυτήν την προσέγγιση, κάθε σημείο δεδομένων δεν ανήκει αποκλειστικά σε μία συστάδα, αλλά έχει έναν βαθμό συμμετοχής σε κάθε μια από αυτές. Ο αλγόριθμος υπολογίζει αυτόν τον βαθμό βάσει της απόστασης από τα κέντρα των συστάδων.

Οι παραπάνω αλγόριθμοι αποτελούν μια ευρεία γκάμα επιλογών για την ομαδοποίηση δεδομένων, καθένας με τα πλεονεκτήματά του ανάλογα με τα χαρακτηριστικά του προβλήματος.

### 4.3.4 Εκτίμηση Πυκνότητας – Density estimation

Στον πεδίο της στατιστικής, η διαδικασία της εκτίμησης πυκνότητας πιθανότητας, γνωστή επίσης ως "εκτίμηση πυκνότητας," αποτελεί ένα κρίσιμο μέρος της ανάλυσης δεδομένων. Σε αυτό το πλαίσιο, δημιουργείται μια εκτίμηση της μη παρατηρήσιμης συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας, βασιζόμενοι σε δεδομένα που έχουν παρατηρηθεί. Αυτή η μη παρατηρήσιμη συνάρτηση πυκνότητας περιγράφει τον τρόπο κατανομής ενός μεγάλου συνόλου δεδομένων. Συνήθως, τα δεδομένα θεωρούνται ως ένα τυχαίο δείγμα από τον ευρύ πληθυσμό, όπως έχει δείξει η μελέτη των Sindagi και Patel (2018).

Υπάρχουν πολλές μέθοδοι για την αντιμετώπιση προβλημάτων εκτίμησης πυκνότητας, αλλά ένα κοινό πλαίσιο που επικρατεί στην ευρύτερη κοινότητα της μηχανικής μάθησης είναι η εκτίμηση μέγιστης πιθανοφάνειας. Αυτή η προσέγγιση περιλαμβάνει τη διαμόρφωση μιας συνάρτησης πιθανοφάνειας για τον υπολογισμό της πιθανότητας παρατήρησης των δεδομένων μας, με βάση μια πιθανοτική κατανομή και τις παραμέτρους αυτής της κατανομής. Αυτή η προσέγγιση μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ανακάλυψη των δυνητικών κατανομών και παραμέτρων που είναι πιθανό να εξηγήσουν καλύτερα τα παρατηρούμενα δεδομένα (Sindagi & Patel, 2018).

Αυτό το ευέλικτο πιθανολογικό πλαίσιο αποτελεί επίσης τη βάση για πολλούς αλγορίθμους μηχανικής μάθησης, τα οποία καλύπτουν ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών. Ανάμεσα σε αυτούς, ξεχωρίζουν η γραμμική παλινδρόμηση και η λογιστική παλινδρόμηση, οι οποίες εξειδικεύονται στην πρόβλεψη αριθμητικών τιμών και στην ανάθεση ετικετών κλάσεων, αντίστοιχα. Επιπλέον, αυτό το πιθανολογικό πλαίσιο αποτελεί τη θεμέλια βάση για τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα βαθιάς μάθησης.

- Η εκτίμηση μέγιστης πιθανοφάνειας αναδεικνύεται ως ένα πολύτιμο πλαίσιο για την επίλυση προβλημάτων εκτίμησης πυκνότητας.

- Το κύριο επίκεντρο αφορά τη μεγιστοποίηση μιας συνάρτησης πιθανοφάνειας, με στόχο την απόκτηση κατανόησης της κατανομής πιθανότητας και των παραμέτρων που εξηγούν τα παρατηρούμενα δεδομένα.
- Επιπλέον, αυτή η προσέγγιση παρέχει ένα στέρεο πλαίσιο για την ανάπτυξη προβλεπτικών μοντέλων στον τομέα της μηχανικής μάθησης, όπου η διαμόρφωση των παραμέτρων μπορεί να αντιμετωπιστεί ως ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης.

Έστω  $p(\cdot)$  μια πυκνότητα σε έναν  $n$ -διάστατο ευκλείδειο χώρο  $x$ . Το έργο της εκτίμησης πυκνότητας είναι η εκτίμηση της  $p(\cdot)$  με βάση ένα σύνολο από ανεξάρτητα και πανομοιότυπα καταναμημένα σημεία δεδομένων  $\{x_i\}_{i=1}^N$  που προέρχονται από αυτή την πυκνότητα.

Οι παραδοσιακοί εκτιμητές πυκνότητας, όπως τα ιστογράμματα και οι εκτιμητές πυκνότητας πυρήνα (Kernel Density Estimators - KDE), συνήθως αποδίδουν καλά μόνο σε χαμηλή διάσταση. Πρόσφατα προτάθηκαν προσεγγίσεις βασισμένες σε νευρωνικά δίκτυα για την εκτίμηση της πυκνότητας και απέδωσαν πολλά υποσχόμενα αποτελέσματα σε προβλήματα με σημεία δεδομένων υψηλής διάστασης, όπως οι εικόνες. Υπάρχουν κυρίως δύο οικογένειες τέτοιων νευρωνικών εκτιμητών πυκνότητας: αυτοπαλίνδρομα μοντέλα και κανονικοποιητικές ροές. Οι νευρωνικοί εκτιμητές πυκνότητας με βάση την αυτοπαλινδρόμηση αναλύουν την πυκνότητα στο γινόμενο των υπό συνθήκη πυκνοτήτων με βάση τον κανόνα της αλυσίδας πιθανοτήτων:

$$p(\mathbf{x}) = \prod_i p(x_i | \mathbf{x}_{1:i-1}) \quad (1)$$

Κάθε υπό συνθήκη πιθανότητα  $p(x_i | x_{1:i-1})$  μοντελοποιείται από μια παραμετρική πυκνότητα (π.χ. Γκαουσιανή ή μίγμα Γκαουσιανών), της οποίας οι παράμετροι μαθαίνονται από νευρωνικά δίκτυα. Οι εκτιμητές πυκνότητας που βασίζονται σε κανονικοποιητικές ροές αναπαριστούν το  $x$  ως αντιστρέψιμο μετασχηματισμό μιας λανθάνουσας μεταβλητής  $z$  με γνωστή πυκνότητα, όπου ο αντιστρέψιμος μετασχηματισμός είναι σύνθεση μιας σειράς απλών συναρτήσεων των οποίων η Ιακωβιανή είναι εύκολο να υπολογιστεί. Οι παράμετροι αυτών των συστατικών συναρτήσεων μαθαίνονται στη συνέχεια από νευρωνικά δίκτυα.



Και οι δύο αυτές περιπτώσεις αποτελούν ειδικές περιπτώσεις του ακόλουθου γενικού πλαισίου. Δεδομένης μιας διαφορίσιμης και αντιστρέψιμης απεικόνισης και μιας πυκνότητας βάσης, η πυκνότητα της μπορεί να αναπαρασταθεί χρησιμοποιώντας τον κανόνα αλλαγής μεταβλητής ως εξής:

$$p_{\mathbf{x}}(\mathbf{x}) = p_{\mathbf{z}}(\mathbf{z}) |\det(\mathbf{J}_{\mathbf{z}})|^{-1} \quad (2)$$

όπου  $J_z = (\partial G(\mathbf{z})) / \partial \mathbf{z}^T$  είναι ο Ιακωβιανός πίνακας της συνάρτησης  $G(\cdot)$  στο σημείο  $\mathbf{z}$ . Η εκτίμηση της πυκνότητας στο  $\mathbf{x}$  μπορεί να επιλυθεί εάν η πυκνότητα βάσης είναι γνωστή και ο προσδιοριστής του Ιακωβιανού πίνακα είναι εφικτό να υπολογιστεί. Για να επιτευχθεί αυτό, οι προηγούμενοι νευρωνικοί εκτιμητές πυκνότητας πρέπει να επιβάλλουν αυστηρούς περιορισμούς στην αρχιτεκτονική του μοντέλου. Για παράδειγμα, οι Paramakarios, Pavlakou και Murray (2017), οι Dinh, Sohl-Dickstein και Bengio (2016) και οι Kingma et al. (2016) απαιτούν η Ιακωβιανή να είναι τριγωνική, οι Berg et al. (2018) κατασκεύασαν διαταραχές χαμηλής βαθμίδας ενός διαγώνιου πίνακα ως Ιακωβιανή, και οι Karami et al. (2018) πρότειναν μια κυκλική συνέλιξη όπου η Ιακωβιανή είναι ένας κυκλικός πίνακας. Αυτοί οι ισχυροί περιορισμοί μειώνουν την εκφραστικότητα των νευρωνικών δικτύων, γεγονός που μπορεί να οδηγήσει σε χαμηλή απόδοση. Για παράδειγμα, οι αυτοπαλινδρομικοί εκτιμητές νευρωνικής πυκνότητας που βασίζονται στη μάθηση  $p(x_i | x_{1:i-1})$  είναι φυσικά ευαίσθητοι στη σειρά των χαρακτηριστικών. Επιπλέον, ο κανόνας αλλαγής της μεταβλητής δεν εφαρμόζεται όταν η διάσταση του τομέα στη βασική πυκνότητα διαφέρει από την πυκνότητα-στόχο. Ωστόσο, οι εμπειρίες από τα βαθιά παραγωγικά μοντέλα υποδεικνύουν ότι είναι συχνά επιθυμητό να χρησιμοποιείται ένας λανθάνων χώρος μικρότερης διάστασης από τον χώρο δεδομένων.

### 4.3.5 Μείωση Διαστασιμότητας – Dimensionality reduction

Η μείωση της διαστασιμότητας είναι μια διαδικασία μείωσης του αριθμού των χαρακτηριστικών ή των μεταβλητών σε ένα σύνολο δεδομένων, διατηρώντας παράλληλα την ουσία του. Η ιδέα είναι η μετατροπή δεδομένων υψηλής διάστασης σε μια αναπαράσταση

χαμηλότερης διάστασης που εξακολουθεί να διατηρεί σημαντικές πληροφορίες για μοντελοποίηση και ανάλυση. Η μείωση της διαστασιμότητας είναι απαραίτητη για τις εργασίες μηχανικής μάθησης, επειδή τα σύνολα δεδομένων υψηλής διάστασης συχνά υποφέρουν από την "κατάρρα της διαστασιμότητας". Το φαινόμενο αυτό μπορεί να οδηγήσει σε υπερπροσαρμογή, κακή γενίκευση και αυξημένη υπολογιστική πολυπλοκότητα. Υπάρχουν δύο τύποι τεχνικών μείωσης της διαστασιμότητας (Sorzano, Vargas & Montano, 2014):

- **Επιλογή χαρακτηριστικών:** Περιλαμβάνει την επιλογή ενός υποσυνόλου των πιο σημαντικών χαρακτηριστικών από το αρχικό σύνολο δεδομένων βάσει στατιστικών δοκιμών, γνώσης του τομέα ή άλλων κριτηρίων.
- **Εξαγωγή χαρακτηριστικών:** Περιλαμβάνει τη μετατροπή των αρχικών χαρακτηριστικών σε ένα νέο σύνολο χαρακτηριστικών που αποτυπώνει την ουσία των δεδομένων.

## 4.4 Τεχνικές Κατηγοριοποίησης Αποτελεσμάτων

### 4.4.1 Δέντρα απόφασης - Decision Trees

Οι αλγόριθμοι δέντρων απόφασης αποτελούν τα κατεξοχήν εργαλεία στον χώρο της ταξινόμησης. Ένα δέντρο απόφασης προσφέρει μια απλή και κατανοητή τεχνική μοντελοποίησης, διευκολύνοντας τη διαδικασία ταξινόμησης για τους χρήστες. Αυτό το μοντέλο λειτουργεί ως διαφανής μηχανισμός που επιτρέπει στους χρήστες να ακολουθήσουν την απόφαση σε μια δομή δέντρου και να κατανοήσουν πώς επιτυγχάνεται (Yang, Morillo & Hospedales, 2018).

Ο κύριος στόχος των δέντρων απόφασης είναι να δημιουργήσουν ένα μοντέλο που μπορεί να προβλέψει την τιμή μιας συγκεκριμένης μεταβλητής βάσει πολλαπλών μεταβλητών εισόδου. Συνήθως, όλοι οι αλγόριθμοι δέντρων απόφασης διακρίνονται σε δύο κύριες φάσεις (Yang, Morillo & Hospedales, 2018):

- **Κατασκευή δέντρων:** Κατά τη διάρκεια αυτής της φάσης, το σύνολο εκπαίδευσης χωρίζεται αναδρομικά βάσει τοπικά βέλτιστων κριτηρίων, μέχρι που το περισσότερο τμήμα των εγγραφών σε κάθε τμήμα έχει την ίδια ετικέτα κλάσης.

- ii. **Περικοπή δέντρων:** Κατά τη διάρκεια αυτής της φάσης, το μέγεθος του δέντρου μειώνεται, καθιστώντας το πιο ευανάγνωστο και ερμηνεύσιμο.

Έτσι, τα δέντρα απόφασης συνδυάζουν αποτελεσματικά την απόδοση με την κατανόηση, καθιστώντας τα ιδιαίτερα χρήσιμα σε πολλές εφαρμογές ταξινόμησης και ανακατασκευής δεδομένων.

#### 4.4.2 Τυχαίο δάσος – Random Forest

Το Random Forest είναι μια δημοφιλής μέθοδος μάθησης συνόλων στη μηχανική μάθηση. Χρησιμοποιείται για εργασίες ταξινόμησης και παλινδρόμησης και βασίζεται στην έννοια των δέντρων απόφασης. Η βασική ιδέα πίσω από το Random Forest είναι ο συνδυασμός των προβλέψεων από πολλαπλά μεμονωμένα δέντρα απόφασης για τη βελτίωση της ακρίβειας και της γενίκευσης του συνολικού μοντέλου (Yang, Morillo & Hospedales, 2018).

Ακολουθεί ο τρόπος λειτουργίας του Random Forest:

1. **Δειγματοληψία Bootstrap (τυχαία δειγματοληψία με αντικατάσταση):** Το Random Forest ξεκινά με τη δημιουργία πολλαπλών υποσυνόλων των δεδομένων εκπαίδευσης μέσω μιας διαδικασίας που είναι γνωστή ως δειγματοληψία bootstrap. Περιλαμβάνει την τυχαία επιλογή δειγμάτων από το αρχικό σύνολο δεδομένων με αντικατάσταση. Αυτό σημαίνει ότι ορισμένα σημεία δεδομένων μπορεί να επαναλαμβάνονται σε ένα υποσύνολο, ενώ άλλα μπορεί να παραλείπονται.
2. **Τυχαία επιλογή χαρακτηριστικών:** Για κάθε δέντρο απόφασης στο σύνολο, ένα τυχαίο υποσύνολο χαρακτηριστικών λαμβάνεται υπόψη κατά τον διαχωρισμό των κόμβων. Αυτό συμβάλλει στη μείωση της συσχέτισης μεταξύ των δέντρων και διασφαλίζει ότι τα διάφορα δέντρα στο δάσος εστιάζουν σε διαφορετικές πτυχές των δεδομένων.
3. **Αύξηση των δέντρων απόφασης:** Κάθε υποσύνολο δεδομένων χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση ενός μεμονωμένου δέντρου απόφασης. Τα δέντρα απόφασης μπορούν να έχουν οποιοδήποτε βάθος, αλλά συχνά αναπτύσσονται μέχρι να ικανοποιηθεί ένα συγκεκριμένο κριτήριο, όπως ένα συγκεκριμένο βάθος ή μέχρι οι κόμβοι να έχουν έναν ελάχιστο αριθμό σημείων δεδομένων.

**4. Ψηφοφορία (ταξινόμηση) ή μέσος όρος (παλινδρόμηση):** Κατά την πραγματοποίηση προβλέψεων, το Random Forest συνδυάζει τις προβλέψεις από όλα τα μεμονωμένα δέντρα απόφασης. Σε εργασίες ταξινόμησης, χρησιμοποιεί ψηφοφορία πλειοψηφίας μεταξύ των δέντρων για τον καθορισμό της τελικής ετικέτας κλάσης. Σε εργασίες παλινδρόμησης, υπολογίζει τον μέσο όρο των προβλέψεων από όλα τα δέντρα για να λάβει την τελική πρόβλεψη.

Πλεονεκτήματα του Random Forest (Yang, Morillo & Hospedales, 2018):

- **Μάθηση συνόλου:** Το Random Forest αξιοποιεί τη δύναμη της μάθησης συνόλου, η οποία τείνει να βελτιώνει την ακρίβεια του μοντέλου και να μειώνει την υπερπροσαρμογή σε σύγκριση με τα μεμονωμένα δέντρα απόφασης.
- **Ανθεκτικότητα στην υπερπροσαρμογή:** Η τυχαιότητα που εισάγεται μέσω του bootstrapping και της επιλογής χαρακτηριστικών κάνει το Random Forest λιγότερο επιρρεπές στην υπερπροσαρμογή σε σύγκριση με ένα μεμονωμένο δέντρο απόφασης.
- **Χειρίζεται δεδομένα υψηλής διάστασης:** Μπορεί να λειτουργήσει καλά με σύνολα δεδομένων που έχουν μεγάλο αριθμό χαρακτηριστικών.
- **Σημασία χαρακτηριστικών:** Το Random Forest παρέχει ένα μέτρο της σημασίας των χαρακτηριστικών, το οποίο μπορεί να βοηθήσει στην επιλογή χαρακτηριστικών και στην κατανόηση των πιο σχετικών μεταβλητών.
- **Χειρίζεται τις ελλείπουσες τιμές:** Το Random Forest μπορεί να χειριστεί αποτελεσματικά τα δεδομένα που λείπουν, υπολογίζοντας τις τιμές που λείπουν με βάση τα διαθέσιμα δεδομένα.

Το Random Forest είναι ένας ευέλικτος και ισχυρός αλγόριθμος μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιείται ευρέως για διάφορες εργασίες, όπως ταξινόμηση, παλινδρόμηση, ακόμη και ανίχνευση ανωμαλιών. Έχει εφαρμογές σε τομείς όπως η χρηματοδότηση, η υγειονομική περίθαλψη και η επεξεργασία φυσικής γλώσσας.

### 4.4.3 Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης - Support Vector Machines

Μια διαδεδομένη και προηγμένη τεχνική μηχανικής μάθησης που έχει επίσης κατακτήσει τον χώρο είναι η Μηχανή Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines - SVM). Στον κόσμο της μηχανικής μάθησης, τα SVM αποτελούν ισχυρά μοντέλα με επίβλεψη, που βασίζονται σε συγκεκριμένους αλγορίθμους μάθησης, και χρησιμοποιούνται για ταξινόμηση και ανάλυση παλινδρόμησης. Εκτός από τη δυνατότητα της γραμμικής ταξινόμησης, τα SVM επιτρέπουν αποτελεσματικά τη μη γραμμική ταξινόμηση μέσω της χρήσης της τεχνικής πυρήνα, η οποία αθόρυβα απεικονίζει τις εισόδους σε χώρους χαρακτηριστικών με υψηλές διαστάσεις. Καταρχάς, αυτά τα μοντέλα σχεδιάζουν περιθώρια μεταξύ των κλάσεων. Αυτά τα περιθώρια σχεδιάζονται με τρόπο που επιτρέπει τη μέγιστη απόσταση μεταξύ τους και, συνεπώς, ελαχιστοποιούν το σφάλμα ταξινόμησης. Τα SVM αποτελούν ένα ισχυρό εργαλείο στον κόσμο της μηχανικής μάθησης, προσφέροντας αξιόπιστες λύσεις για πολύπλοκα προβλήματα ταξινόμησης και παλινδρόμησης (Meyer & Wien, 2015).

### 4.4.4 Νευρωνικά Δίκτυα - Neural Networks

Ένα νευρωνικό δίκτυο αναπαριστά μια σειρά αλγορίθμων που προσπαθούν να ανιχνεύσουν τις σύνθετες σχέσεις μέσα σε ένα σύνολο δεδομένων, αντικατοπτρίζοντας τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου. Αυτή η προσέγγιση, που αφορά νευρωνικά δίκτυα, μπορεί να αναφερθεί είτε σε βιολογικά είδη νευρώνων, είτε σε τεχνητές μονάδες. Αξίζει να σημειωθεί ότι τα νευρωνικά δίκτυα προσαρμόζονται δυναμικά σε μεταβαλλόμενες εισόδους, επιτρέποντας τους να εκτελούν τις εργασίες τους χωρίς ανάγκη για συνεχή ανακατασκευή των κριτηρίων εξόδου. Στον κόσμο των χρηματοοικονομικών συστημάτων, η έννοια των νευρωνικών δικτύων αποκτά ολοένα και μεγαλύτερη αναγνώριση και εφαρμογή.

Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο λειτουργεί με τον ίδιο τρόπο. Το επίπεδο εισόδου αποδέχεται τα δεδομένα εισόδου, το κρυφό επίπεδο επεξεργάζεται αυτή την είσοδο και το επίπεδο εξόδου παράγει την υπολογισμένη έξοδο, καθιστώντας τη διαδικασία παρόμοια με τη λειτουργία των βιολογικών νευρωνικών δικτύων (O'Shea & Nash, 2015).

## 4.4.5 Κλίση - Gradient

Στη μηχανική μάθηση, ο όρος "κλίση" αναφέρεται συνήθως στην κλίση μιας συνάρτησης κόστους ή απώλειας σε σχέση με τις παραμέτρους του μοντέλου. Η έννοια αυτή είναι κεντρική σε διάφορους αλγόριθμους βελτιστοποίησης, ιδίως σε μεθόδους βελτιστοποίησης που βασίζονται στην κλίση, όπως η κάθοδος κλίσης. Η κατανόηση της κλίσης είναι ζωτικής σημασίας για την εκπαίδευση μοντέλων μηχανικής μάθησης (O'Shea & Nash, 2015).

Ακολουθεί ο τρόπος με τον οποίο χρησιμοποιείται η κλίση στη μηχανική μάθηση:

1. **Συνάρτηση κόστους:** Στην επιβλεπόμενη μηχανική μάθηση, έχετε συνήθως μια συνάρτηση κόστους ή απώλειας που ποσοτικοποιεί πόσο καλά οι προβλέψεις του μοντέλου ταιριάζουν με τις πραγματικές τιμές-στόχους. Ο στόχος είναι η ελαχιστοποίηση αυτής της συνάρτησης κόστους.
2. **Παράμετροι του μοντέλου:** Τα μοντέλα μηχανικής μάθησης έχουν παραμέτρους (επίσης γνωστές ως βάρη) που καθορίζουν τη σχέση μεταξύ των χαρακτηριστικών εισόδου και των προβλέψεων. Για παράδειγμα, στη γραμμική παλινδρόμηση, οι παράμετροι είναι οι συντελεστές της γραμμικής εξίσωσης.
3. **Κλίση της συνάρτησης κόστους:** Η κλίση της συνάρτησης κόστους αντιπροσωπεύει τον τρόπο με τον οποίο το κόστος μεταβάλλεται καθώς μεταβάλλετε τις παραμέτρους του μοντέλου. Μαθηματικά, είναι ένα διάνυσμα μερικών παραγώγων και κάθε συνιστώσα αυτού του διανύσματος αντιστοιχεί στο ρυθμό μεταβολής του κόστους σε σχέση με μία από τις παραμέτρους του μοντέλου.
4. **Κατάβαση κλίσης:** Οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης που βασίζονται στην κλίση, όπως η κάθοδος κλίσης, χρησιμοποιούν την κλίση για την επαναληπτική ενημέρωση των παραμέτρων του μοντέλου. Ο αλγόριθμος προσαρμόζει τις παραμέτρους προς την αντίθετη κατεύθυνση της κλίσης για την ελαχιστοποίηση της συνάρτησης κόστους. Το μέγεθος του βήματος ελέγχεται από μια υπερπαραμέτρο που ονομάζεται ρυθμός μάθησης. Εάν η κλίση είναι θετική για μια παράμετρο, αυτό σημαίνει ότι η αύξηση αυτής της παραμέτρου θα αυξήσει το κόστος, οπότε ο αλγόριθμος τη μειώνει. Εάν η κλίση είναι αρνητική για μια παράμετρο, σημαίνει ότι η αύξηση αυτής της παραμέτρου θα μειώσει το κόστος, οπότε ο αλγόριθμος το αυξάνει.

5. **Διαδικασία εκπαίδευσης:** Κατά τη διάρκεια της διαδικασίας εκπαίδευσης, το μοντέλο παρουσιάζεται με δεδομένα εκπαίδευσης, κάνει προβλέψεις και υπολογίζει το κόστος. Οι κλίσεις της συνάρτησης κόστους σε σχέση με τις παραμέτρους υπολογίζονται χρησιμοποιώντας τεχνικές όπως η οπισθοδιάδοση στα νευρωνικά δίκτυα.
6. **Ενημέρωση των παραμέτρων:** Οι παράμετροι ενημερώνονται χρησιμοποιώντας τις υπολογιζόμενες κλίσεις με επαναληπτικό τρόπο. Η διαδικασία αυτή συνεχίζεται έως ότου ικανοποιηθεί ένα κριτήριο διακοπής (π.χ. μέγιστος αριθμός επαναλήψεων, σύγκλιση του κόστους κ.λπ.).

Οι μέθοδοι βελτιστοποίησης με βάση τη βαθμίδα, συμπεριλαμβανομένων της καθόδου βαθμίδας, της στοχαστικής καθόδου βαθμίδας (Stochastic Gradient Descent - SGD) και παραλλαγών όπως οι Adam και RMSprop, χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση ενός ευρέος φάσματος μοντέλων μηχανικής μάθησης, συμπεριλαμβανομένων των νευρωνικών δικτύων, της γραμμικής παλινδρόμησης, των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης και άλλων. Αυτές οι μέθοδοι βρίσκουν το βέλτιστο σύνολο παραμέτρων που ελαχιστοποιούν τη συνάρτηση κόστους και επιτρέπουν στο μοντέλο να κάνει ακριβείς προβλέψεις σε νέα, αθέατα δεδομένα (O'Shea & Nash, 2015).

#### 4.4.6 Μέσο απόλυτο σφάλμα - Mean Absolute Error

Το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE) είναι μια μέτρηση που χρησιμοποιείται συνήθως στη στατιστική και τη μηχανική μάθηση για την αξιολόγηση της ακρίβειας ενός προγνωστικού μοντέλου, ιδιαίτερα των μοντέλων παλινδρόμησης. Μετρά τη μέση απόλυτη διαφορά μεταξύ των προβλεπόμενων τιμών και των πραγματικών (παρατηρούμενων) τιμών (Hussain, Hassan, Hussain & Hossain, 2020).

Ο τύπος για το μέσο απόλυτο σφάλμα είναι:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

Όπου:

- *MAE* είναι το μέσο απόλυτο σφάλμα.

- $n$  είναι ο αριθμός των σημείων δεδομένων ή των παρατηρήσεων.
- $y_i$  αντιπροσωπεύει την πραγματική ή παρατηρούμενη τιμή για το  $i$ -ο σημείο δεδομένων.
- $\hat{y}_i$  αντιπροσωπεύει την προβλεπόμενη τιμή για το  $i$ -ο σημείο δεδομένων.

Το MAE υπολογίζει κατά μέσο όρο, πόσο μακριά είναι οι προβλέψεις του μοντέλου σας από τις πραγματικές τιμές. Οι μικρότερες τιμές MAE υποδεικνύουν καλύτερη απόδοση του μοντέλου, καθώς σημαίνουν ότι οι προβλέψεις του μοντέλου είναι πιο κοντά στις πραγματικές τιμές. Το MAE είναι σχετικά εύκολο να κατανοηθεί και να ερμηνευτεί, καθώς σας παρέχει ένα απλό μέτρο της ακρίβειας πρόβλεψης στις ίδιες μονάδες με τα αρχικά δεδομένα. Είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι το MAE αντιμετωπίζει όλα τα σφάλματα πρόβλεψης εξίσου. Με άλλα λόγια, δεν τιμωρεί τα μεγάλα σφάλματα περισσότερο από τα μικρά (Hussain, Hassan, Hussain & Hossain, 2020).

#### 4.4.7 Σφάλμα ρίζας μέσου τετραγώνου - Root Mean Square Error (RMSE)

Το RMSE, ή το Root Mean Square Error, είναι μια μέτρηση που χρησιμοποιείται συνήθως στη στατιστική και τη μηχανική μάθηση για την αξιολόγηση της ακρίβειας ενός προγνωστικού μοντέλου, ιδιαίτερα των μοντέλων παλινδρόμησης. Μετρά το μέσο μέγεθος των σφαλμάτων πρόβλεψης λαμβάνοντας την τετραγωνική ρίζα του μέσου όρου των τετραγωνικών διαφορών μεταξύ των προβλεπόμενων τιμών και των πραγματικών (παρατηρούμενων) τιμών (Mao, Hu & Hao, 2018).

Ο τύπος για το Root Mean Square Error (RMSE) είναι ο εξής:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

Όπου:

- $RMSE$  είναι το ριζικό μέσο τετραγωνικό σφάλμα.
- $n$  είναι ο αριθμός των σημείων δεδομένων ή των παρατηρήσεων.



- $y_i$  αντιπροσωπεύει την πραγματική ή παρατηρούμενη τιμή για το  $i$ -ο σημείο δεδομένων.
- $\hat{y}_i$  αντιπροσωπεύει την προβλεπόμενη τιμή για το  $i$ -ο σημείο δεδομένων.

Το RMSE είναι ένα μέτρο της ακρίβειας πρόβλεψης που σας δίνει μια αίσθηση πόσο μακριά απέχουν οι προβλέψεις του μοντέλου σας από τις πραγματικές τιμές. Οι μεγαλύτερες τιμές RMSE υποδεικνύουν χειρότερη απόδοση του μοντέλου, καθώς σημαίνουν ότι οι προβλέψεις του μοντέλου απέχουν περισσότερο από τις πραγματικές τιμές. Το RMSE είναι ιδιαίτερα χρήσιμο όταν πρέπει να τονιστεί ο αντίκτυπος των μεγαλύτερων σφαλμάτων πρόβλεψης, καθώς τετραγωνίζει τις διαφορές, γεγονός που μεγεθύνει τον αντίκτυπο των μεγαλύτερων σφαλμάτων στη μέτρηση.

Το RMSE χρησιμοποιείται ευρέως σε διάφορους τομείς, όπως η οικονομία, η μηχανική και η επιστήμη δεδομένων, για την αξιολόγηση της ποιότητας των μοντέλων παλινδρόμησης και για τη σύγκριση διαφορετικών μοντέλων όσον αφορά την προγνωστική τους ακρίβεια (Mao, Hu & Hao, 2018).

## 4.5 Εφαρμογές Μηχανικής Μάθησης

Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης χρησιμοποιούνται σε ευρύ πεδίο έρευνας, όπως (Hussain, Hassan, Hussain & Hossain, 2020):

- **Χρηματοοικονομικές υπηρεσίες:** Η μηχανική μάθηση κερδίζει γρήγορα δημοτικότητα στις χρηματοπιστωτικές υπηρεσίες, όπως η τράπεζα για την πρόληψη της απάτης και επίσης για την εύρεση μοτίβων στα δεδομένα.
- **Πωλήσεις και μάρκετινγκ:** Δημιουργούνται μαζικά δεδομένα από ιστότοπους μάρκετινγκ. Με την έκρηξη των δεδομένων, το τμήμα μάρκετινγκ βασίζεται στη μηχανική μάθηση για τη βελτιστοποίηση της σχέσης μεταξύ πελάτη και καμπάνιας προϊόντος.
- **Κυβέρνηση:** Η κυβέρνηση κάνει χρήση της ML για τη διαχείριση της δημόσιας ασφάλειας και των υπηρεσιών κοινής ωφέλειας.

- **Υγειονομική περίθαλψη:** Η μηχανική μάθηση διαδραματίζει σημαντικό ρόλο στην υγειονομική περίθαλψη. Σήμερα, η μηχανική μάθηση συμβάλλει στον εξορθολογισμό των διοικητικών διαδικασιών στα νοσοκομεία, στη χαρτογράφηση και θεραπεία μολυσματικών ασθενειών και στην εξατομίκευση των ιατρικών θεραπειών.
- **Μεταφορές:** Με βάση το ταξιδιωτικό ιστορικό και το μοτίβο των ταξιδιών σε διάφορες διαδρομές, η μηχανική μάθηση μπορεί να βοηθήσει τις εταιρείες μεταφορών να προβλέψουν πιθανά προβλήματα που θα μπορούσαν να προκύψουν σε ορισμένες διαδρομές και να συμβουλευτούν ανάλογα τους πελάτες τους να επιλέξουν μια διαφορετική διαδρομή.

## 4.6 Βαθιά Μάθηση – Deep Learning

Η Βαθιά Μάθηση ανήκει στο ευρύτερο πεδίο της μηχανικής μάθησης και αφορά την εφαρμογή νευρωνικών δικτύων για την αντιμετώπιση προβλημάτων πολύπλοκης φύσης. Τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούν τον πυρήνα αυτής της τεχνικής και αποτελούνται από πολλά στρώματα συνδεδεμένων νευρώνων που αναλύουν και επεξεργάζονται τα δεδομένα (Mao, Hu & Hao, 2018).

Κεντρικό χαρακτηριστικό της Βαθιάς Μάθησης είναι η χρήση βαθιών νευρωνικών δικτύων, τα οποία αποτελούνται από πολλά επίπεδα νευρώνων. Τα δίκτυα αυτά είναι σε θέση να ανακαλύπτουν πολύπλοκα μοτίβα και χαρακτηριστικά στα δεδομένα, εξελίσσοντας ιεραρχικές αναπαραστάσεις τους. Οι αλγόριθμοι της Βαθιάς Μάθησης έχουν την ικανότητα να εξάγουν και να βελτιώνουν αυτόματα τα χαρακτηριστικά τους από τα δεδομένα, χωρίς την ανάγκη χειροκίνητης κατασκευής χαρακτηριστικών.

Η Βαθιά Μάθηση έχει επιτύχει αξιοσημείωτα αποτελέσματα σε πολλούς τομείς, συμπεριλαμβανομένης της αναγνώρισης εικόνων, της επεξεργασίας φυσικής γλώσσας, της αναγνώρισης ομιλίας και των συστημάτων συστάσεων. Ανάμεσα στις δημοφιλείς αρχιτεκτονικές βαθιάς μάθησης συγκαταλέγονται τα Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα (Convolutional Neural Networks - CNN), τα Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα (Recurrent

Neural Networks - RNN) και τα Δίκτυα Βαθιάς Πίστης (Deep Belief Networks - DBN) (Mao, Hu & Hao, 2018).

Για την εκπαίδευση των βαθιών νευρωνικών δικτύων απαιτείται συνήθως μεγάλος όγκος δεδομένων και υπολογιστικοί πόροι. Ωστόσο, η διαθεσιμότητα υπολογιστικού νέφους και η ανάπτυξη εξειδικευμένου υλικού, όπως οι Μονάδες Επεξεργασίας Γραφικών (Graphics Processing Units - GPU), έχουν διευκολύνει την διαδικασία αυτή.



# 5

## Χρήση Μηχανικής Μάθησης σε Συστήματα 5G

Στο προηγούμενο κεφάλαιο, παρουσιάστηκαν κάποια γενικά χαρακτηριστικά της Μηχανικής Μάθησης, ενώ σε αυτό θα παρουσιαστεί συγκεκριμένα η εφαρμογή της μηχανικής μάθησης στα κινητά δίκτυα επικοινωνιών και στα 5G δίκτυα. Ένα υπομνήμα της μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιείται σε μεγάλο βαθμό όχι μόνο στο 5G, αλλά και γενικότερα στις τηλεπικοινωνίες αποτελεί το Deep Learning.

Οι Zhang, Patras και Haddadi (2019) παρουσιάζουν διάφορους τρόπους με τους οποίους υπάρχει η δυνατότητα χρήσης της μηχανικής μάθησης σε συστήματα 5G και ο πρώτος από αυτούς είναι η ανάλυση των δεδομένων (Big Data) σε επίπεδο δικτύου. Αυτό είναι πολύ χρήσιμο, διότι υπάρχει η δυνατότητα να προβλεφθεί η κίνηση και ο φόρτος εργασίας του δικτύου μέσω ανάλυσης της τρέχουσας κίνησης (traffic classification). Επιπλέον, ενδέχεται να αξιοποιηθεί για την πρόβλεψη της κατάστασης του δικτύου με γνώμονα δεδομένα από τον πραγματικό κόσμο. Πιο συγκεκριμένα, με τη χρήση Multilayer Perceptron, είναι εφικτό να προβλεφθεί το QoS των χρηστών με γνώση του αριθμού των χρηστών ανά macrocell, της μέσης ταχύτητας που απαιτούν οι χρήστες και διαφόρων μετρικών σχετικών με το κανάλι επικοινωνίας, με μεγάλη επιτυχία. Ακόμα, οι συγγραφείς αναφέρουν ότι το Deep Learning μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ανάλυση της κίνησης των χρηστών και του εντοπισμού της θέσης τους, με βάσης διαφορετικά είδη σημάτων που λαμβάνουν σαν δεδομένα από διαφορετικές συσκευές. Με αυτόν τον τρόπο, υπάρχει η δυνατότητα πρόβλεψης των μερών στα οποία ο χρήστης πιθανότατα να βρίσκεται σε επόμενη χρονική στιγμή. Τέλος, είναι συχνό φαινόμενο να υλοποιούνται IoT δίκτυα με τη βοήθεια του DL και ειδικότερα αναφέρεται ότι οι κόμβοι του IoT δικτύου περιέχουν νευρωνικό δίκτυο για την ανάλυση των

δεδομένων, με αποτέλεσμα να ελαττώνεται η καθυστέρηση στην επικοινωνία (Zhang, Patras & Haddadi, 2019).

Στην ερευνητική εργασία των Chen et al. (2019), οι ερευνητές μελετούν τη χρήση των Artificial Neural Networks (ANN) και γενικότερα των νευρωνικών δικτύων από το edge computing και την εικονική πραγματικότητα μέχρι τις ασύρματες επικοινωνίες σε ζητήματα όπως η καλύτερη κάλυψη και η χαμηλή καθυστέρηση στη σύνδεση.

Με τη χρήση των ANNs, υπάρχει η δυνατότητα ανάλυσης της κινητικότητας των χρηστών με βάση δεδομένα εισόδου και ύστερα η πρόβλεψη της κίνησής τους αποσκοπώντας στην αποδοτικότερη λειτουργία του δικτύου, αναφορικά με τις καλύτερες ταχύτητες και την αύξηση της φασματικής απόδοσης. Επιπρόσθετα, το σημείο στο οποίο δίνεται μεγαλύτερη έμφαση στην εργασία των Chen et al. (2019) είναι η χρήση των Unmanned Aerial Vehicles (UAVs), τα οποία είναι σαν μικρά σκάφη που τοποθετούνται σε χαμηλό υψόμετρο σε περιοχές που υπάρχει πολύς κόσμος και προσφέρει ενίσχυση του σήματος για καλύτερη κάλυψη. Έτσι, με τη συνεχή κίνηση των χρηστών, προκύπτουν δεδομένα που αφορούν τις συνήθειες τους και την τοποθεσία τους και γι' αυτό το λόγο έχουν τη δυνατότητα να υλοποιηθούν μέσω ANN, ώστε να γίνεται επεξεργασία των πληροφοριών αυτών με δυναμικό τρόπο. Με αυτόν τον τρόπο, μπορούν να προβλέπουν την πιθανή επόμενη τοποθεσία των χρηστών και να προσαρμόζεται στις απαιτήσεις τους σε μεγαλύτερες ταχύτητες, ανάλογα με το που βρίσκονται.

Σύμφωνα με τους Chen et al. (2018), ένα σημαντικό ζήτημα στις ασύρματες και κινητές επικοινωνίες αποτελεί η ασφάλεια και ο τρόπος με τον οποίο εφαρμογές μολυσμένες με malware, επηρεάζουν τους χρήστες του δικτύου. Υπάρχουν στατικοί και δυναμικοί τρόποι για την ανίχνευση εφαρμογών με malware. Οι στατιστικοί τρόποι στηρίζονται στη χρήση reverse engineering τεχνικών προκειμένου να αναλυθεί ο κώδικας της εφαρμογής, ενώ οι δυναμικοί τρόποι έχουν τη δυνατότητα ανίχνευσης των σφαλμάτων και των ιών με δυναμικό τρόπο, εξάγοντας πληροφορία από τα ίχνη που αφήνει η εφαρμογή αυτή έπειτα από πολλές χρήσεις. Έτσι, με σκοπό την πραγματοποίηση της ανάλυσης, λαμβάνονται σαν δεδομένα εισόδου τα ίχνη των malwares και στη συνέχεια τα προεπεξεργάζονται, προκειμένου να υπάρχει η δυνατότητα να αξιοποιηθούν σε κάποιο αλγόριθμο Μηχανικής Μάθησης. Κάποιοι από αυτούς που χρησιμοποιούνται είναι το SVM και ο Naïve-Bayes.

Οι Sim et al. (2018) δίνουν έμφαση στην εφαρμογή Μηχανικής Μάθησης σε 5G δίκτυα στη ζώνη mmWave, συμπεριλαμβανομένων και των αυτοκινήτων στο δίκτυο. Σκοπός της μελέτης αυτής είναι η επιλογής της βέλτιστης δέσμης (beam) στη ζώνη mmWave που θα σταλεί από τον εκάστοτε σταθμό βάσης προς τα οχήματα του εύρους που καλύπτουν. Πιο συγκεκριμένα, προτείνεται ένας αλγόριθμος Μηχανικής Μάθησης, που έχει τη δυνατότητα να «μάθει» από το γύρω περιβάλλον και να πάρει τις κατάλληλες αποφάσεις. Για παράδειγμα, αυτός ο αλγόριθμος εξετάζει την κατεύθυνση των οχημάτων και ανάλογα με αυτή αλλά και τα δεδομένα που ήδη επεξεργάζεται ένας σταθμός βάσης, προσαρμόζεται και λαμβάνει υπόψιν του τα εμπόδια στο δίκτυο, όπως τα κτήρια και η κίνηση. Έτσι, αφού εξεταστούν τα δεδομένα, ελέγχονται οι μέσοι όροι ρυθμών μετάδοσης δεδομένων από όλα τα οχήματα προς όλες τις δέσμες που στέλνουν οι σταθμοί βάσης και στη συνέχεια ο αλγόριθμος επιλέγει εκείνη τη δέσμη, που οδηγεί στην αύξηση της χωρητικότητας του δικτύου, δεδομένης της κίνησης που υπάρχει. Ως αποτέλεσμα, παρέχονται καλύτερη κάλυψη, άρα υπάρχει και μεγαλύτερος αριθμός συνδεδεμένων οχημάτων στο 5G δίκτυο.

# 6

## Πρόβλημα Κατανομής Πόρων

### 6.1 Εισαγωγή

Στα δίκτυα 4G LTE, η Διαχείριση των Ραδιοφωνικών Πόρων (Radio Resource Allocation - RRA) πραγματοποιείται στο κανάλι Downlink (DL) από τους eNodeB προς τα UE. Ο eNodeB ενημερώνει τον χρονοπρογραμματιστή σχετικά με την κατάσταση του καναλιού χρησιμοποιώντας πληροφορίες κατάστασης καναλιού (Channel Status Information - CSI) και παράλληλα λαμβάνει υπόψη τις απαιτήσεις των εφαρμογών όσον αφορά την ποιότητα των υπηρεσιών (Quality of Service - QoS). Η διανομή των πόρων (Resource Allocation - RA) εκτελείται σε χρονικά πλαίσια 10ms, σε ένα πλέγμα χρόνου-συχνότητας (Ahmad, Beg & Ahmad, 2015).

Κάθε πλαίσιο αναλύεται σε υποπλαίσια διάρκειας 1ms, τα οποία χωρίζονται εκ νέου σε χρονικά παράθυρα 0,5ms. Σε κάθε περίοδο, ένα αίτημα χρήστη αντιστοιχίζεται σε 7 σύμβολα OFDM, ενώ ένα τμήμα πόρων (Resource Block - RB) αποτελείται από 12 υποφορείς με πλάτος ζώνης 180 kHz. Οι αλγόριθμοι κατανομής ραδιοπόρων μπορεί να χωριστούν σε δύο κύριες κατηγορίες: εκείνους που λαμβάνουν υπόψη την κατάσταση του καναλιού



(ευαισθησία στο κανάλι) και εκείνους που βασίζονται στις απαιτήσεις της ποιότητας των υπηρεσιών (QoS).

Οι κυριότεροι αλγόριθμοι Κατανομής Ραδιοφωνικών Πόρων (Radio Resource Allocation - RRA) που εφαρμόζονται στο 4G LTE παρουσιάζονται ως εξής, σύμφωνα με τη μελέτη των Degambur, Mungur, Armoogum και Pudaruth το 2021:

1. **Μέγιστη Ρυθμαπόδοση (Maximum Throughput - MT):** Αυτός ο αλγόριθμος βασίζεται στην κατάσταση του καναλιού του χρήστη και στοχεύει στην επίτευξη της υψηλότερης δυνατής φασματικής απόδοσης, προτιμώντας τον χρήστη με τον υψηλότερο ρυθμό μετάδοσης δεδομένων. Ωστόσο, αγνοεί τις απαιτήσεις ποιότητας υπηρεσιών (QoS) των χρηστών και μπορεί να είναι άδικος προς τους χρήστες που αντιμετωπίζουν κακές συνθήκες στο κανάλι.
2. **Αναλογικό Δίκαιο (Proportional Fair - PF):** Αυτός ο αλγόριθμος προσθέτει έναν παράγοντα δικαιοσύνης στη μέγιστη απόδοση προκειμένου να εξασφαλίσει μια πιο ισορροπημένη κατανομή των πόρων μεταξύ των χρηστών, ακόμα και εκείνων που αντιμετωπίζουν κακές συνθήκες στο κανάλι. Αυτός ο αλγόριθμος λαμβάνει υπόψη την κατάσταση του καναλιού και το ιστορικό των χρηστών.
3. **Τροποποιημένος Αλγόριθμος Largest Weighted Delay First (Modified Largest Weighted Delay First - M-LWDF):** Αυτός ο αλγόριθμος βασίζεται στον αλγόριθμο LWDF και λαμβάνει υπόψη την πιθανότητα απώλειας πακέτων για τη διαχείριση ροών πραγματικού χρόνου και μη πραγματικού χρόνου.
4. **Εκθετικό PF (Exponential PF - EXP-PF):** Αυτός ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί μια εκθετική συνάρτηση για να αξιολογήσει την απόδοση, λαμβάνοντας υπόψη την πιθανότητα απώλειας πακέτων, τον αριθμό των χρηστών και άλλες παραμέτρους. Αυτός ο αλγόριθμος επίσης λαμβάνει υπόψη τις απαιτήσεις QoS των χρηστών.
5. **Εκθετικός Κανόνας (Exponential Rule - EXP-Rule):** Αυτός ο αλγόριθμος είναι παρόμοιος με τον EXP-PF αλλά χρησιμοποιεί την φασματική αποδοτικότητα, μετρούμενη σε bits/sec/Hz, αντί της μέσης απόδοσης.
6. **Κανόνας LOG-Rule:** Αυτός ο αλγόριθμος βασίζεται σε μια λογαριθμική συνάρτηση που λαμβάνει υπόψη την πιθανότητα απώλειας πακέτων και την καθυστέρηση της κεφαλής της γραμμής, εφαρμόζοντας την στην παρελθούσα μέση απόδοση.

7. **Χρονοπρογραμματιστής Επιπέδου Πλαισίου (Frame Level Scheduler - FLS):** Αυτός ο αλγόριθμος ορίζει δύο επίπεδα χρονοπρογραμματισμού στο 4G LTE Downlink. Σε υψηλό επίπεδο, ελέγχει την ποσότητα δεδομένων που μπορεί να μεταδώσει κάθε ροή πραγματικού χρόνου για να διασφαλίσει ότι δεν υπερβαίνονται τα όρια καθυστέρησης. Σε χαμηλό επίπεδο, χρησιμοποιεί την μέγιστη απόδοση για να μεγιστοποιήσει τη ρυθμαπόδοση αναθέτοντας μπλοκ πόρων σε κάθε χρονικό διάστημα μετάδοσης (Transmission Time Interval - TTI).

Εκτός από την "Μέγιστη Απόδοση" και το "Αναλογικό Δίκαιο", όλοι οι προαναφερθέντες αλγόριθμοι έχουν τη δυνατότητα να προβούν στην διαχείριση πόρων για τις ροές επικοινωνίας, είτε αυτές είναι πραγματικού χρόνου είτε όχι, μέσα σε δίκτυα 4G. Παρόλα αυτά, η "Μέγιστη Απόδοση" και το "Αναλογικό Δίκαιο" μπορούν να συνδυαστούν με τους άλλους αλγορίθμους, λαμβάνοντας υπόψη τους περιορισμούς τους, προκειμένου να προγραμματίσουν τις ροές πραγματικού χρόνου. Πέραν τούτου, έχουν αναπτυχθεί και άλλοι αλγόριθμοι για συγκεκριμένες εφαρμογές, όπως οι ροές φωνητικών κλήσεων (VoIP), οι ροές βίντεο, οι ροές παιχνιδιών, η επικοινωνία μεταξύ συσκευών και οι ετερογενείς δικτυακές δομές (HetNets). Το 3GPP δεν έχει ακόμη τυποποιήσει έναν συγκεκριμένο αλγόριθμο Διαχείρισης Ραδιοπόρων (RRA) για το 4G (Ahmad, Beg & Ahmad, 2015).

Για να αντιμετωπιστεί η αυξημένη παρεμβολή και η αυξημένη κατανάλωση ενέργειας που μπορεί να προκύψει από την επικοινωνία συσκευών προς συσκευές (Device-to-Device - D2D) στα δίκτυα 4G, προσφέρεται ένα αποδοτικό σχήμα διαχείρισης πόρων. Αυτό το σχήμα αποσκοπεί στο να βελτιώσει τη χωρητικότητα ενός δικτύου που είναι πλήρως φορτωμένο και να ελαχιστοποιήσει τη συνολική κατανάλωση ενέργειας στο πλαίσιο της ανερχόμενης σύνδεσης D2D, διατηρώντας παράλληλα τις απαιτήσεις ποιότητας υπηρεσιών (QoS) (Alamouti & Sharafat, 2014· Degambur et al., 2021).

Στο πλαίσιο αυτού του σχήματος, ο σταθμός βάσης αναλαμβάνει τον κύριο ρόλο στη λήψη αποφάσεων. Προσεκτικά εκτελεί τη διανομή των πόρων της ανοδικής ζεύξης για κάθε D2D σύνδεση. Αυτό συμβαίνει με την προϋπόθεση ότι δεν παραβιάζονται τα καθορισμένα QoS πρότυπα. Πρώτα, ο σταθμός βάσης εξετάζει την αποδοχή της D2D σύνδεσης ως υποκείμενο του δικτύου κυψελωτών, και στη συνέχεια, καθορίζει την ελάχιστη απαιτούμενη ισχύ για τη μετάδοση. Τέλος, επιλέγει τον κατάλληλο εταίρο κυψελωτού χρήστη με σκοπό την ελαχιστοποίηση της συνολικής κατανάλωσης ισχύος του δικτύου. Αυτό το σχήμα βελτιώνει

την απόδοση ενός πλήρως φορτωμένου 4G δικτύου και μειώνει τη συνολική κατανάλωση ενέργειας της ανερχόμενης σύνδεσης, διατηρώντας την ποιότητα των υπηρεσιών (Alamouti & Sharafat, 2014· Degambur et al., 2021).

Στη μελέτη των Cheng et al. (2005), παρουσιάζεται ένα αποδοτικό σχήμα κατανομής πόρων σχεδιασμένο ειδικά για τα δίκτυα 4G στην Κίνα. Το σύστημα αυτό εκμεταλλεύεται μια πλατφόρμα διαφοροποιημένων υπηρεσιών all-IP (DiffServ) και χρησιμοποιεί ένα ευέλικτο σχήμα διαμοιρασμού του ρυθμιστικού διαύλου προκειμένου να εξασφαλίσει την ποιότητα της εξυπηρέτησης (QoS) για ροές κίνησης πολυμέσων πραγματικού χρόνου. Η αρχιτεκτονική DiffServ δημιουργεί συνδέσεις μεταξύ των HetNets και του διαδικτύου, επιτρέποντας την παγκόσμια περιαγωγή και υπόσχεται υψηλής ποιότητας ευρυζωνικές υπηρεσίες για την μεταφορά πολυμεσικών περιεχομένων.

Η αρχιτεκτονική DiffServ λειτουργεί με τον τρόπο ότι το δίκτυο χωρίζεται σε τομείς DiffServ, οι οποίοι συγκροτούνται από κοντινά RAN κελιά που χρησιμοποιούν την ίδια ασύρματη διεπαφή. Έπειτα, αυτοί οι τομείς συνδέονται στον κοινό πυρήνα DiffServ, έτσι ώστε να παρέχονται υπηρεσίες διαδικτύου στις κινητές συσκευές. Το σχήμα απομόνωσης εγγυάται την αποτελεσματική διαχείριση της απώλειας πακέτων και των καθυστερήσεων για τις πολυμεσικές ροές που κωδικοποιούνται στο επίπεδο UDP. Επίσης, εφαρμόζονται πολλές τεχνικές, όπως η ανάλυση της απώλειας πακέτων, η στατιστική πολυπλεξία και η προσαρμοστική βέλτιστη διαμόρφωση του ρυθμιστικού διαύλου, για να διασφαλίσουν τη μέγιστη αξιοποίηση των διαθέσιμων πόρων. Επιπλέον, γίνεται προσπάθεια βελτίωσης της απόδοσης του πρωτοκόλλου TCP στην ασύρματη διεπαφή, συνδυάζοντας τα επίπεδα TCP και φυσικής ζεύξης για την αποτελεσματική διαχείριση των πόρων. Το ίδιο αρχιτεκτονικό μοντέλο μπορεί να εφαρμοστεί με επιτυχία και σε άλλα δίκτυα 4G εκτός της Κίνας.

Παράλληλα, πρέπει να σημειωθεί ότι ο διαμοιρασμός των πόρων αποτελεί τη βασική πτυχή των ασύρματων δικτύων 5G. Ο τρόπος που γίνεται χρήση της ενέργειας και ο διαμοιρασμός του φάσματος αποτελούν τα κλειδιά για τη δημιουργία αποδοτικών και δίκαιων σχημάτων κατανομής πόρων σε αυτά τα δίκτυα. Με την εισαγωγή νέων φάσματος, ο διαμοιρασμός αυτού του φάσματος κατέχει ένα κεντρικό ρόλο στη διαχείριση των πόρων στα δίκτυα 5G. Υπάρχουν δύο βασικές μέθοδοι για τον διαμοιρασμό του φάσματος που χρησιμοποιούνται σήμερα: η κατανεμημένη και η συγκεντρωτική. Στην κατανεμημένη μεθοδολογία, τα συστήματα συνεργάζονται ομότιμα για να κατανεύμουν το φάσμα. Αυτό επιτρέπει την τοπική

διαχείριση και τη ρύθμιση των μεταδόσεων που μπορεί να προκαλέσουν παρεμβολές, καθιστώντας τον διαμοιρασμό πόρων πιο αποτελεσματικό σε τοπικό επίπεδο. Από την άλλη πλευρά, οι συγκεντρωτικοί μηχανισμοί επιτρέπουν σε μια κεντρική συσκευή ή μονάδα να συντονίζει τις επικοινωνίες με κάθε συνδεδεμένο σύστημα ανεξάρτητα, χωρίς τα συστήματα να αλληλοεπιδρούν μεταξύ τους. Αυτό παρέχει αποτελεσματικό έλεγχο και εξυπηρέτηση για συστήματα που απαιτούν λεπτομερή διαχείριση του φάσματος, εξασφαλίζοντας παράλληλα αξιόπιστη επίβλεψη. Σημαντικό είναι ότι αυτές οι μέθοδοι διαμοιρασμού φάσματος αναμένεται να εφαρμοστούν και σε άλλα δίκτυα 5G, όχι μόνο στην Κίνα.

Αυτές οι προσεγγίσεις αποτελούν σημαντικά βήματα για τη βελτίωση της απόδοσης και της αποτελεσματικότητας των δικτύων 4G και 5G, προσφέροντας ταυτόχρονα δίκαιη κατανομή πόρων και διασφαλίζοντας την ποιότητα των υπηρεσιών για τους χρήστες.

Παρ' όλα αυτά, είναι αναγκαίο να επανεξεταστούν οι παραδοσιακοί μηχανισμοί κατανομής πόρων στα δίκτυα 5G. Ο λόγος είναι ότι τα έξυπνα κινητά τηλέφωνα σε συνδυασμό με το Internet of Things (IoT) απαιτούν αυξημένη υπολογιστική ισχύ, ανίχνευση της θέσης και εξαιρετικά χαμηλή καθυστέρηση από το δίκτυο. Το αποτέλεσμα αυτών των απαιτήσεων είναι η ανάγκη για την εισαγωγή της τεχνολογίας Multi-Access Edge Computing (MEC), η οποία επεκτείνει την αρχιτεκτονική του δικτύου 5G με υπηρεσίες νέφους. Συνεπώς, εμφανίζονται νέοι μηχανισμοί κατανομής πόρων που ανταποκρίνονται σε αυτές τις αλλαγές.

Το MEC προωθεί τη διαδικασία κατανομής πόρων που ονομάζεται Energy-Aware Adaptive Management (ENAAM). Αυτό το σύστημα περιλαμβάνει δυναμική ενεργοποίηση/απενεργοποίηση λειτουργιών στους σταθμούς βάσης, κλιμάκωση των εικονικών μηχανών, ρύθμιση του οδηγού μετάδοσης για ροές δεδομένων σε πραγματικό χρόνο, βάσει των φορτίων κυκλοφορίας, και πρόβλεψη συγκομιδής ενέργειας. Για την ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης ενέργειας, χρησιμοποιείται ένα νευρωνικό δίκτυο μακράς, βραχυπρόθεσμης μνήμης (Long, Short-Term Memory - LTSM) για την πρόβλεψη του φορτίου κίνησης και της συγκομιδής ενέργειας. Αυτό βασίζεται σε πολιτικές περιορισμένου ελέγχου Look-ahead Control (LLC), εξασφαλίζοντας παράλληλα την ποιότητα των υπηρεσιών (QoS) και βελτιστοποιώντας την χρήση ενέργειας.

Για να υπάρξει μια βελτιωμένη κατανομή καναλιών, πρέπει να ληφθεί υπόψη τόσο την ποιότητα της μετάδοσης όσο και τη χρήση του φάσματος. Σε αυτήν την υβριδική προσέγγιση,

χρησιμοποιείται ένας κεντρικός μηχανισμός κατανομής πόρων για τις επικοινωνίες μακρο-σταθμών βάσης, ενώ για τις επικοινωνίες μικρο-σταθμών βάσης γίνεται εφαρμογή ενός κατανεμημένου μηχανισμού κατανομής πόρων. Το φάσμα διασπάται σε δύο σύνολα, με ένα από αυτά να ανατίθεται σε μια συγκεκριμένη κυψέλη, ενώ το άλλο σύνολο κατανέμεται μεταξύ των κλήσεων παράδοσης. Αυτή η προσέγγιση επιτρέπει την εξασφάλιση υψηλού QoS μέσω της διατήρησης πόρων στις άκρες των κυττάρων, ενώ παράλληλα ικανοποιείται και η χαμηλότερη ζήτηση QoS με την τοποθέτηση πόρων στο κέντρο των κυττάρων. Τα δεδομένα αιτήσεων κλήσεων αποθηκεύονται σε ουρές στους κινητούς σταθμούς και κατανέμονται στους αντίστοιχους χρήστες βάσει των πληροφοριών για τη διαθεσιμότητα των καναλιών. Ένας πίνακας κατανομής πόρων παρέχει τις αναγκαίες πληροφορίες για τη διαθεσιμότητα των καναλιών, με το "1" να υποδεικνύει εκχωρημένο πόρο και το "0" να αντιπροσωπεύει μη εκχωρημένο πόρο. Μέσω αυτής της υβριδικής προσέγγισης, επιτυγχάνεται βελτίωση της αξιοπιστίας και της ισχύς μετάδοσης.

Οι eNodeBs σε μακρο-κυψέλες εντός των υπερπυκνών δικτύων 5G μπορούν να αντιμετωπίσουν σοβαρή μείωση της απόδοσής τους, ιδίως όταν η κίνηση που διαχειρίζονται εκφράζεται με μεγάλη διακύμανση. Για να επιτευχθεί η βέλτιστη διανομή των πόρων σε αυτά τα υπερπυκνά δίκτυα 5G, έχει προταθεί η χρήση ενός μηχανισμού κατανομής πόρων που βασίζεται στην αρμονική αναβάθμιση. Συγκεκριμένα, η μέθοδος "harmony-in-gradation" εκμεταλλεύεται έναν καινοτόμο τύπο που ονομάζεται "δείκτης harmony-in-gradation", σε συνδυασμό με τον συντελεστή "harmony-in-gradation", ο οποίος δημιουργεί ένα συνδεδεμένο κρικό μεταξύ του δείκτη δικαιοσύνης της πόρων κατανομής και της απόδοσης του δικτύου. Ο "δείκτης harmony-in-gradation" υπολογίζεται ως το πηλίκο της κίνησης των eNodeBs και της ρυθμοαπόδοσης των backhaul eNodeB. Ο υπολογιζόμενος δείκτης αυτός χρησιμοποιείται στα eNodeBs των μικρών κυψελών για να διαχειρίζονται αποτελεσματικά τη ροή της κίνησης από την οπισθοδρόμηση eNodeB προς τη μακρο-κυψέλη. Επιπρόσθετα, ο "συντελεστής αρμονίας-σε-βαθμίδα" αποτυπώνει τα επίπεδα διαθεσιμότητας του δικτύου και εξασφαλίζει τη δίκαιη κατανομή της απόδοσης μετάδοσης στην μακρο-κυψέλη.

Δεδομένου ότι τα δίκτυα 5G συνεπάγονται έντονη χρήση της επικοινωνίας D2D (device-to-device), έχουν προταθεί αρκετοί αλγόριθμοι για την αποτελεσματική διαχείριση των πόρων. Αναφέρονται συγκεκριμένα:

1. Ένας ευρετικός αλγόριθμος για σενάρια χαμηλού φορτίου.

2. Ένας ευρετικός αλγόριθμος για σενάρια με μεσαίο φορτίο.
3. Η χρήση κατανεμημένου χρονοπρογραμματισμού συνδέσεων βασισμένου στη θεωρία πληροφοριών.
4. Ένας αλγόριθμος αντίστροφης σειράς ζεύξης δημοτικότητας.
5. Κατανομή μπλοκ πόρων και ισχύος μετάδοσης με χρήση μηνυμάτων.
6. Σχηματισμός συνασπισμού για το πρόβλημα του διαμοιρασμού του φάσματος.
7. Ένας επαναληπτικός αλγόριθμος κατανομής πόρων.

Επιπλέον, κάποιες πρωτοποριακές μέθοδοι που βασίζονται σε οικονομικές αρχές έχουν εισαχθεί από τους Vannithamby και Talwar (2017) ως διανεμημένοι μηχανισμοί κατανομής πόρων. Ανάμεσά τους περιλαμβάνονται η σταθερή αντιστοίχιση, η μετάδοση μηνυμάτων βασισμένη σε γράφο παραγόντων και η κατανεμημένη δημοπρασία. Η σταθερή αντιστοίχιση βασίζεται στη θεωρία του ταιριάσματος και αναθέτει πόρους στους πομπούς του δικτύου ανάλογα με τις προτιμήσεις τους. Οι κόμβοι που βασίζονται σε ανταλλαγή μηνυμάτων με βάση γράφο παραγόντων δημιουργούν μια γραφική δομή για την αντιμετώπιση προβλημάτων κατανομής πόρων που περιλαμβάνουν υπολογιστικά φορτία. Τέλος, η κατανεμημένη δημοπρασία περιλαμβάνει πομπούς που καθορίζουν το κόστος των πόρων και υποβάλλουν προσφορές για την απόκτησή τους, με τους πόρους να κατανέμονται στον υψηλότερο πλειοδότη.

## 6.2 Κριτήρια για την κατανομή των πόρων

Έχουν προσδιοριστεί οχτώ κριτήρια που πρέπει να ληφθούν υπόψη κατά την διαδικασία διανομής πόρων στα δίκτυα 5G. Αυτά τα κριτήρια, όπως καταγράφηκαν από τους Zhang et al. (2017) καθώς και από τους Degambur, Mungur, Armoogum και Pudaruth (2021), είναι τα εξής:

1. **Καθυστέρηση:** Αυτό το μέτρο αφορά τον χρόνο που απαιτείται για τη μετάδοση πακέτων από μια πηγή προς έναν προορισμό. Συνήθως, μετριέται σε χιλιοστά του δευτερολέπτου.
2. **Δικαιοσύνη:** Η δικαιοσύνη αναφέρεται στο ποσοστό των απαιτήσεων της ποιότητας υπηρεσιών (QoS) που ικανοποιούνται κατά τη διανομή των πόρων.

3. **Λόγος Απώλειας Πακέτων:** Ο λόγος απώλειας πακέτων δείχνει τον αριθμό των πακέτων που φτάνουν στον παραλήπτη σε σχέση με τον αριθμό των πακέτων που αποστέλλονται από τον αποστολέα.
4. **Φασματική Αποδοτικότητα:** Αυτό το κριτήριο αναφέρεται στον ρυθμό με τον οποίο μεταδίδονται πληροφορίες σε ένα δεδομένο εύρος ζώνης και μετριέται συνήθως σε bits/sec/Hz.
5. **Απόδοση:** Η απόδοση αναφέρεται στον αριθμό των bits μιας ροής που επεξεργάζονται ανά μονάδα χρόνου σε ένα δίκτυο και μετριέται συνήθως σε Kbps.
6. **Κατανάλωση Ηλεκτρικής Ενέργειας:** Αυτό το κριτήριο αναφέρεται στην ηλεκτρική ενέργεια που καταναλώνεται από ηλεκτρονικές συσκευές, όπως δρομολογητές, μεταγωγείς, διακομιστές, κ.λπ. Συνήθως, μετριέται σε kWh.
7. **Κύκλος Επεξεργαστή:** Ο κύκλος επεξεργαστή αναφέρεται στον χρόνο που απαιτείται για την εκτέλεση μιας εντολής από έναν επεξεργαστή.
8. **Μνήμη:** Η μνήμη αναφέρεται στην ποσότητα της κύριας μνήμης (RAM) που είναι διαθέσιμη για αποθήκευση προγραμμάτων που εκτελούνται. Στα πλαίσια της υποδομής 5G, διάφορες συσκευές έχουν διαφορετικές απαιτήσεις σε μνήμη σύμφωνα με τις λειτουργίες τους, καθιστώντας απαραίτητη την εξατομίκευση της διανομής των μνημών.

Καθένα από αυτά τα κριτήρια αποτελεί σημαντική πτυχή της διαχείρισης των πόρων σε ένα δίκτυο 5G, και η βέλτιστη κατανομή τους πρέπει να λαμβάνει υπόψη τις συγκεκριμένες ανάγκες κάθε δικτυακού στοιχείου.

Οι ακόλουθες προτάσεις βασισμένες στις συστάσεις του Zhang και των συνεργατών του (2017) έχουν σκοπό να ενισχύσουν την αποτελεσματική διανομή πόρων στα δίκτυα 5G:

1. Ένα βήμα προς την επίτευξη βέλτιστης κατανομής πόρων στα δίκτυα 5G, όπως προτείνεται από τους Zhang et al. (2017), είναι να ξεκινήσει κανείς από τον εξοπλισμό των χρηστών (UE). Οι συσκευές UE πρέπει να διαθέτουν επεξεργαστές και κεραιές που υποστηρίζουν την τεχνολογία 5G, ενώ οι επεξεργαστές αυτοί πρέπει να είναι σχεδιασμένοι για αποδοτική κατανομή ενεργειακών πόρων, κατανομή κύκλων επεξεργαστή και διανομή χώρου μνήμης, προκειμένου να υποστηρίζουν αποτελεσματικά τις υπηρεσίες 5G.

2. Το λειτουργικό σύστημα που χρησιμοποιείται στα δίκτυα 5G πρέπει να ενσωματώνει μηχανισμούς κατανομής ενέργειας, κύκλων επεξεργαστή, χώρου μνήμης και πόρων φάσματος. Αυτό θα επιτρέψει στους χρήστες να προσαρμόζουν τις απαιτήσεις ποιότητας υπηρεσιών τους, εξατομικεύοντας τη διανομή των πόρων ανάλογα με τις ανάγκες τους.
3. Στα δίκτυα ραδιοπρόσβασης της επόμενης γενιάς, οι σταθμοί βάσης δεν είναι πλέον αρμόδιοι για τη λήψη αποφάσεων, αλλά αυτό μπορεί να γίνεται δυναμικά στις μονάδες βασικής ζώνης (Baseband Units - BBU). Αυτή η δυνατότητα δίνει την ευκαιρία για την προσαρμογή του χρόνου, του φάσματος και της κατανομής ενέργειας για τους σταθμούς βάσης, βελτιώνοντας την ενεργειακή απόδοση τους.
4. Για την μέγιστη αξιοποίηση των επικοινωνιών από συσκευή σε συσκευή (Device-to-Device - D2D) μεταξύ των UE, το Next Generation Radio Access Network (NG-RAN) μπορεί να αναλάβει τη διανομή πόρων, μειώνοντας την επιβάρυνση των σταθμών βάσης. Τα UE μπορεί να χρησιμοποιήσουν τους δικούς τους επεξεργαστές, μνήμη και μπαταρίες για τη διανομή των πόρων μόνο για τις ανάγκες των επικοινωνιών D2D.
5. Οι πλατφόρμες εικονικοποίησης που χρησιμοποιούνται για την εικονικοποίηση των λειτουργιών του virtual Evolved Packet Core (vEPC) συνήθως εκτελούνται σε συγκλίνουσες ή υπερ-συγκλίνουσες υποδομές. Αυτές οι υποδομές απαιτούν ολιστική διαδικασία κατανομής πόρων ενέργειας, κύκλων επεξεργαστή και χώρου μνήμης, προκειμένου να υποστηρίξουν αποτελεσματικά τις λειτουργίες του vEPC.
6. Η κατανομή πόρων σχετικά με την ηλεκτρική ισχύ και το εύρος ζώνης του δικτύου για την υποστηριζόμενη υλική πλατφόρμα πρέπει να εξεταστεί προσεκτικά, λαμβάνοντας υπόψη τις απαιτήσεις της 5G αρχιτεκτονικής από άκρο σε άκρο.
7. Οι εικονικές λειτουργίες δικτύου (Virtual Network Functions - VNF), που φιλοξενούνται σε εικονικές μηχανές, πρέπει να διαθέτουν δυναμικούς μηχανισμούς κατανομής πόρων. Αυτοί οι μηχανισμοί μπορούν να ταιριάζουν σε συγκεκριμένα σενάρια, επιτρέποντας τη βέλτιστη χρήση των επεξεργαστών και της μνήμης.
8. Η διαχείριση και ενορχήστρωση της εικονικοποίησης λειτουργιών δικτύου (Network Function Virtualization Management and Orchestration - NFV MANO) πρέπει να ενσωματώνει μια ολιστική πολιτική κατανομής πόρων. Αυτό θα συμβάλει στην αποτελεσματική λειτουργία της υποδομής.



9. Οι διαχειριστές των εικονικών υποδομών, που ανήκουν στο πλαίσιο του NFV MANO, πρέπει να διαχειρίζονται όχι μόνο τις υποδομές NFV, αλλά και να παρακολουθούν τη διανομή των εικονικών πόρων μεταξύ των VNF, διασφαλίζοντας την αποτελεσματική λειτουργία του δικτύου.
10. Τέλος, οι υπηρεσίες ανάλυσης δεδομένων και τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα που χρησιμοποιούνται σε εικονικές μηχανές μπορούν να ενσωματωθούν στις πλατφόρμες MANO, επιτρέποντας έξυπνη ανάλυση και βελτιστοποίηση της διανομής πόρων.

Αυτές οι συστάσεις αποτελούν σημαντικά βήματα προς τη βελτίωση της διανομής πόρων στα δίκτυα 5G και την αποτελεσματική υποστήριξη των υψηλών απαιτήσεων της 5G τεχνολογίας.

# 7

## Πειραματικό μέρος

### 7.1 Εισαγωγή

Στόχος του πρακτικού μέρους της διπλωματικής εργασίας είναι η εφαρμογή αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για την πρόβλεψη κατανάλωσης σε ενέργειας σε δίκτυο 5G με βάση σύνολο δεδομένων, το οποίο αποτελείται από 3 .csv αρχεία [78]:

- **base\_station\_basic\_info.csv** (περιέχει πληροφορίες σχετικά με τους σταθμούς βάσης)
- **cell\_level\_data.csv** (περιέχει πληροφορίες σχετικά με τις κυψέλες)
- **energy\_consumption.csv** (περιέχει πληροφορίες σχετικά με την κατανάλωση ενέργειας)

Η πρόβλεψη κατανάλωσης ενέργειας στην περίπτωση των 5G δικτύων, αποτελεί ένα ανοικτό ζήτημα κρίσιμης σημασίας, το οποίο σχετίζεται άμεσα με την αποδοτική ανάθεση πόρων (ώστε το δίκτυο να είναι ενεργειακά αποδοτικό). Περισσότερες πληροφορίες σχετικά με τις στήλες που περιέχει το κάθε .csv αρχείο θα δοθούν στην επόμενη ενότητα.

Όσο αφορά τους αλγορίθμους μηχανική μάθησης που εφαρμόστηκαν (το θεωρητικό υπόβαθρο των αλγορίθμων αυτών παρουσιάστηκε στο τέταρτο κεφάλαιο), είναι οι παρακάτω:

- Linear Regression
- Ridge Regression
- Random Forest
- Gradient

Όσο αφορά την γλώσσα υλοποίησης η οποία επιλέχθηκε, ήταν η Python. Η συγκεκριμένη γλώσσα προγραμματισμού διαθέτει βιβλιοθήκες, οι οποίες είναι κατάλληλες για οπτικοποίηση και επεξεργασία δεδομένων, καθώς και για εφαρμογή μοντέλων μηχανικής μάθησης. Το περιβάλλον υλοποίησης το οποίο χρησιμοποιήθηκε ήταν το Jupyter Notebook, αρκετά ευέλικτο και φιλικό προς τον χρήστη.

Τέλος, τα μοντέλα μηχανικής μάθησης αξιολογήθηκαν ως προς τις παρακάτω μετρικές (επίσης, το θεωρητικό υπόβαθρο των μετρικών αυτών παρατέθηκε σε προηγούμενο κεφάλαιο):

- Mean Absolute Error
- RMSE

## 7.2 Οπτικοποίηση – Προεπεξεργασία δεδομένων

Στον επόμενο πίνακα, παρουσιάζονται, οι στήλες, τις οποίες περιείχε το αρχείο `base_station_basic_info.csv`:

Όνομα Στήλης	Επεξήγηση
BS (Base Station)	Όνομα σταθμού βάσης
CellName	Όνομα κυψέλης
RUType	Τύπος μονάδας πόρου
Mode	Κατάσταση
Frequency	Συχνότητα

Bandwidth	Εύρος ζώνης
Antennas	Κεραίες
TXpower	Ισχύς μετάδοσης

Πίνακας 1: Οι στήλες που περιείχε το αρχείο `base_station_basic_info.csv`.

Ακολουθούν οι στήλες, τις οποίες περιείχε το αρχείο `cell_level_data.csv`:

Όνομα Στήλης	Επεξήγηση
Time	Χρονική στιγμή
BS (Base Station)	Όνομα σταθμού βάσης
CellName	Όνομα κυψέλης
Load	Φόρτος
ESMode1	ESMode1
ESMode2	ESMode2
ESMode3	ESMode3
ESMode4	ESMode4
ESMode5	ESMode5
ESMode6	ESMode6

Πίνακας 2: Οι στήλες που περιείχε το αρχείο `cell_level_data.csv`.

Τέλος, οι στήλες, τις οποίες περιείχε το αρχείο `energy_consumption.csv`:

Όνομα Στήλης	Επεξήγηση
Time	Χρονική Στιγμή
BS (Base Station)	Όνομα σταθμού βάσης
Energy	Ενέργεια

Πίνακας 3: Οι οποίες που περιείχε το αρχείο *energy\_consumption.csv*.

Λαμβάνοντας υπόψη τις κοινές στήλες των 3 παραπάνω αρχείων, ελήφθη η απόφαση να ενοποιηθούν και να δημιουργηθεί ένα ενιαίο σύνολο δεδομένων, πιο εύκολα διαχειρίσιμο. Για το σύνολο δεδομένων, το οποίο προέκυψε, παρατίθεται ο παρακάτω πίνακας σχετικά με το πλήθος των ελλιπών τιμών ανά στήλη:

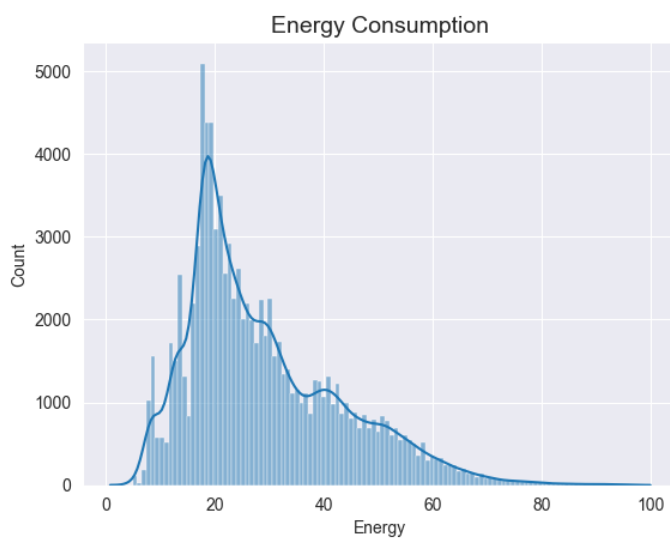
Όνομα Στήλης	Πλήθος ελλιπών τιμών
Time	0
BS	0
CellName	0
Load	0
ESMode1	0
ESMode2	0
ESMode3	0
ESMode4	0
ESMode5	0

ESMode6	0
Energy	0
RUType	0
Mode	0
Frequency	0
Bandwidth	0
Antennas	0
TXpower	0

Πίνακας 4: Πλήθος των ελλιπών τιμών ανά στήλη.

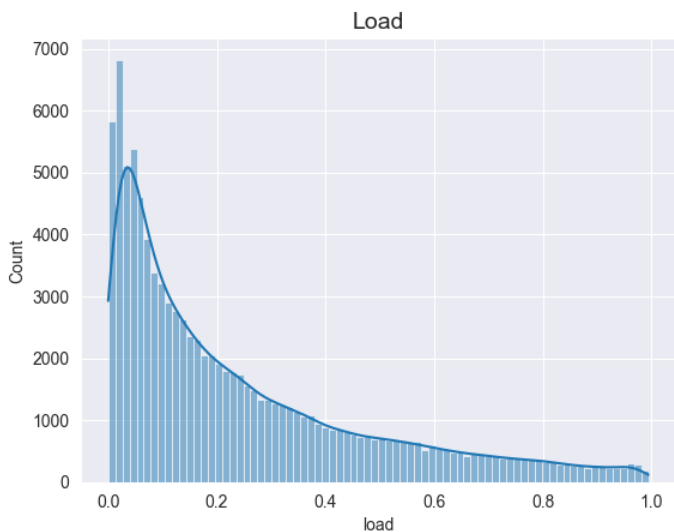
Παρατηρείται από τα παραπάνω ότι σε καμία στήλη δεν απουσιάζουν τιμές, επομένως δεν απαιτήθηκε χρήση μεθόδου για την συμπλήρωση των ελλιπών τιμών.

Συνεχίζοντας με την οπτικοποίηση των δεδομένων, παρατίθεται το ιστόγραμμα συχνοτήτων για την στήλη Energy:



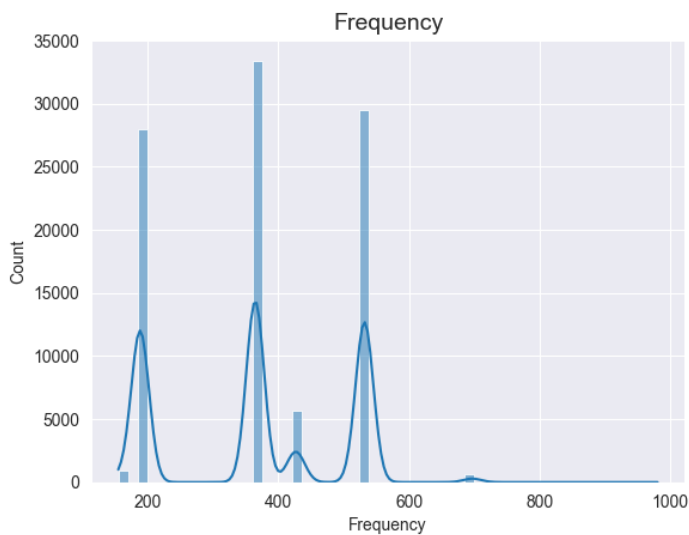
Εικόνα 4: Ιστόγραμμα συχνοτήτων για την στήλη Energy.

Ακολουθεί το ιστόγραμμα συχνοτήτων που αφορά την στήλη Load:



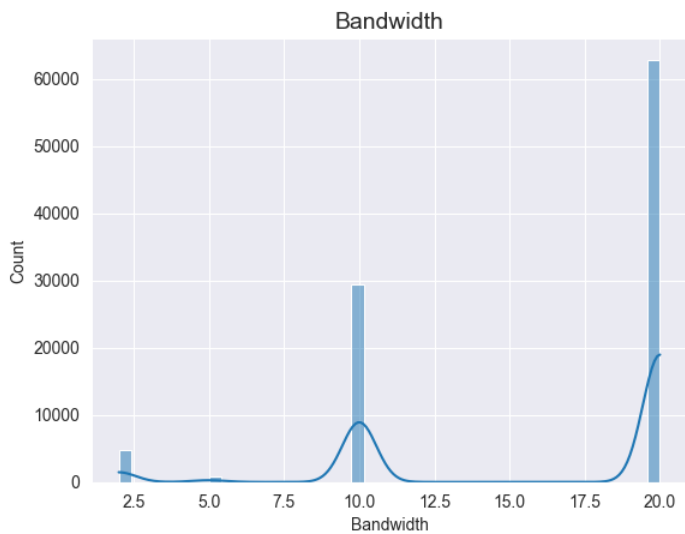
Εικόνα 5: Ιστόγραμμα συχνοτήτων που αφορά την στήλη Load.

Το ιστόγραμμα συχνοτήτων για την στήλη Frequency:



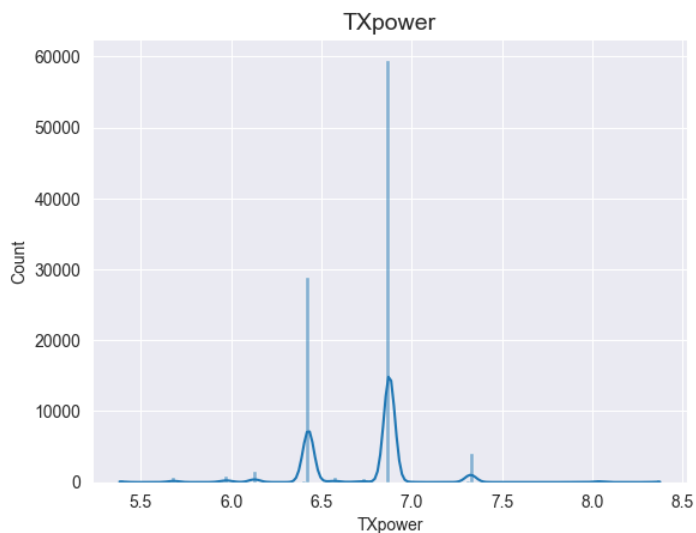
Εικόνα 6: Ιστόγραμμα συχνοτήτων για την στήλη Frequency.

Επιπλέον, το ιστόγραμμα συχνοτήτων για την στήλη Bandwidth:



Εικόνα 7: Ιστόγραμμα συχνοτήτων για την στήλη Bandwidth.

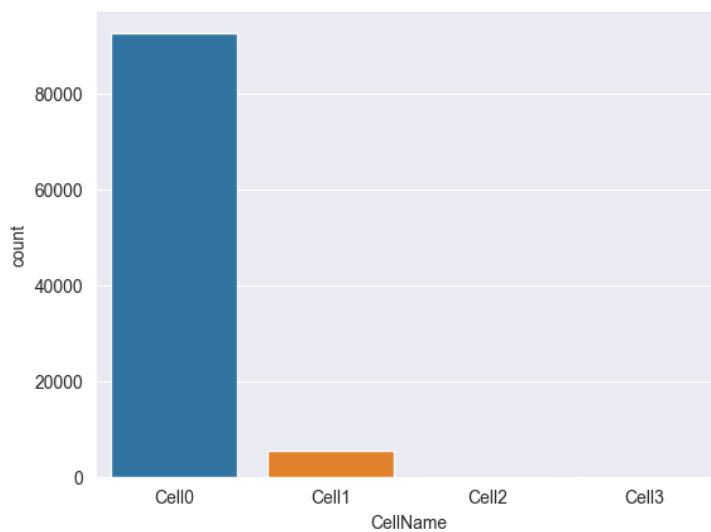
Κλείνοντας την παρουσίαση των ιστογραμμάτων, το αντίστοιχο διάγραμμα για την στήλη TXpower:



Εικόνα 8: Διάγραμμα για την στήλη TXpower.

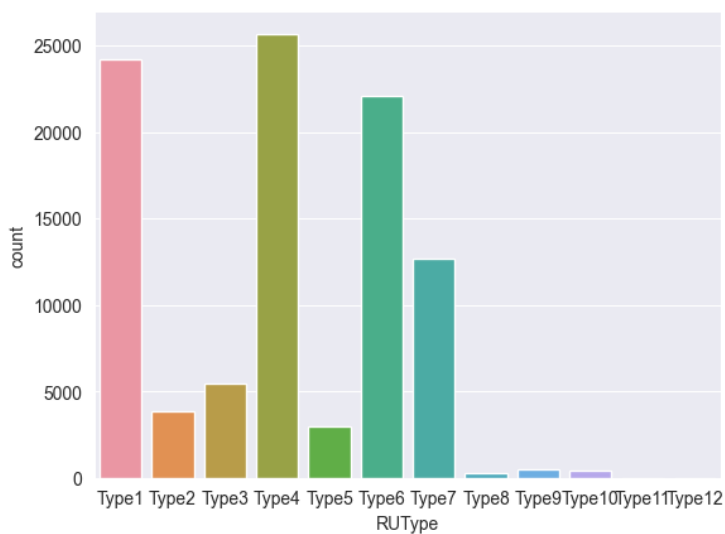
Στην συνέχεια, παρουσιάζεται το γράφημα κατανομής των εγγραφών για την στήλη CellName:





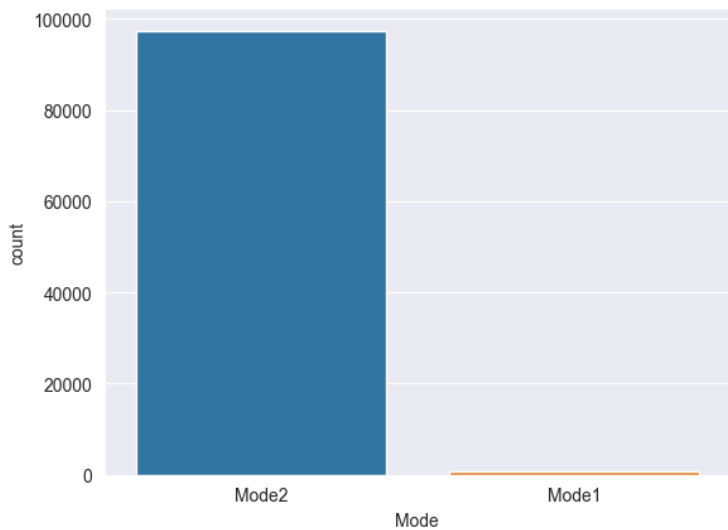
Εικόνα 9: Γράφημα κατανομής των εγγραφών για την στήλη CellName.

Το αντίστοιχο γράφημα για την στήλη RUType:



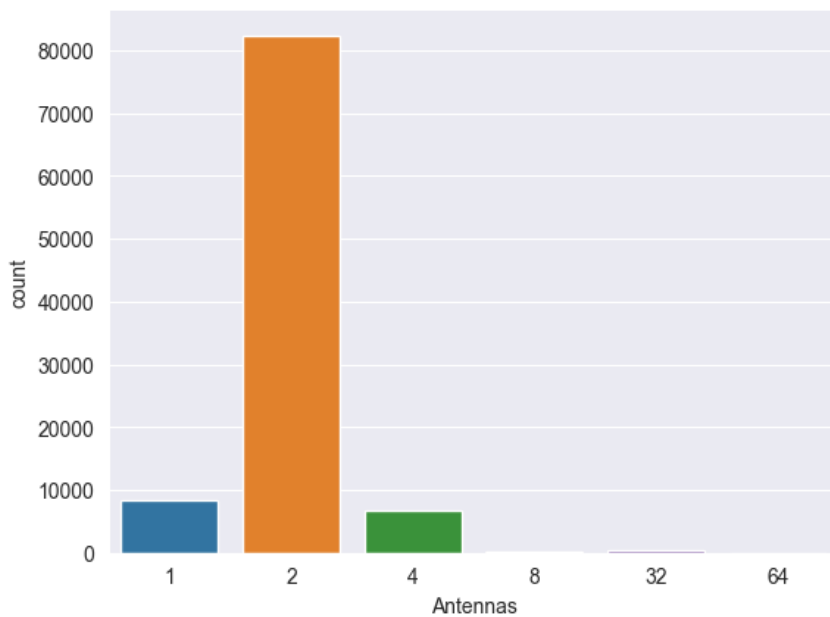
Εικόνα 10: Γράφημα για την στήλη RUType.

Ακολουθεί το γράφημα κατανομής των εγγραφών για την στήλη Mode:



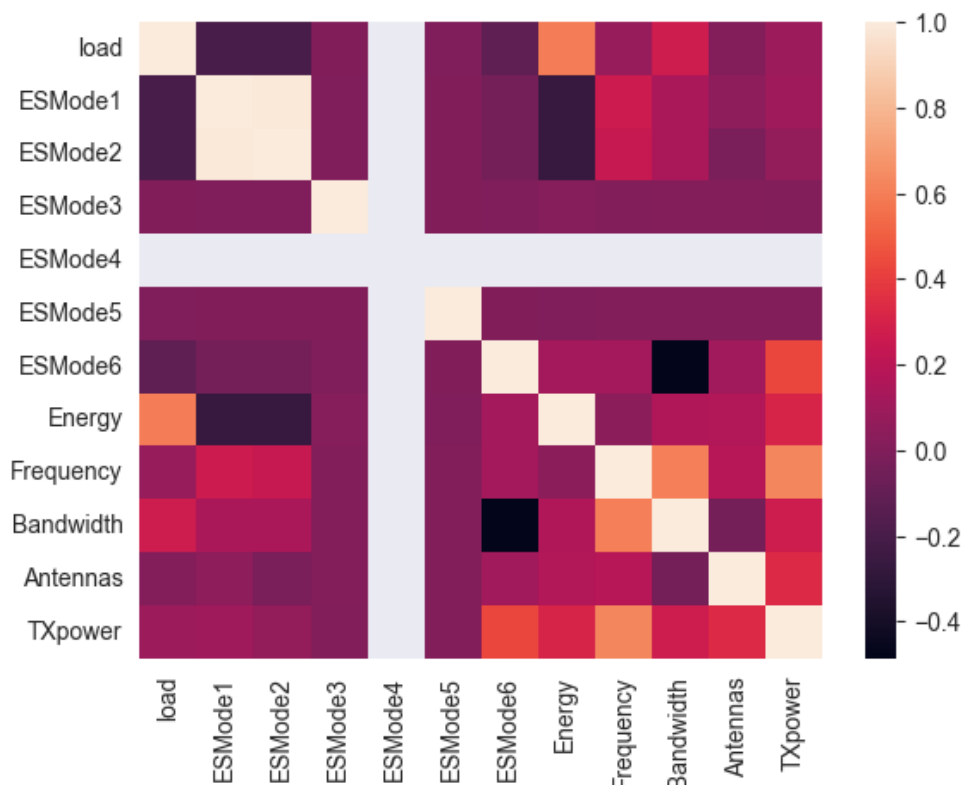
Εικόνα 11: Γράφημα κατανομής των εγγραφών για την στήλη Mode.

Τέλος, παρατίθεται το γράφημα κατανομής των εγγραφών για την στήλη Antennas:



Εικόνα 12: Γράφημα κατανομής των εγγραφών για την στήλη Antennas.

Συνεχίζοντας την οπτικοποίηση των δεδομένων, παρουσιάζεται ο πίνακας συσχέτισης μεταξύ των στηλών του συνόλου δεδομένων:



Εικόνα 13: Πίνακας συσχέτισης μεταξύ των στηλών του συνόλου δεδομένων.

Λαμβάνοντας υπόψη τον παραπάνω πίνακα, αφαιρέθηκαν οι παρακάτω στήλες, οι οποίες παρουσιάζουν υψηλό βαθμό συσχέτισης και δεν έχει νόημα να χρησιμοποιηθούν για την εφαρμογή των μοντέλων μηχανικής μάθησης:

Όνομα Στήλης
BS
RUType
Mode
ESMode1
ESMode2

ESMode3
ESMode4
ESMode5
ESMode6

Πίνακας 5: Στήλες που αφαιρέθηκαν.

Σαν τελευταίο στάδιο της προεπεξεργασίας των δεδομένων, εφαρμόστηκε η τεχνική Label Encoding (για την αντιστοίχιση αλφαριθμητικών με ακέραιες τιμές) στις στήλες, που παρατίθενται στον επόμενο πίνακα:

Όνομα Στήλης
CellName
Time

Πίνακας 6: Στήλες που εφαρμόστηκε η τεχνική Label Encoding.

### 7.3 Πειραματικά Αποτελέσματα

Στην ενότητα αυτή παρουσιάζονται τα πειραματικά αποτελέσματα, τα οποία προέκυψαν από την εφαρμογή των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης:

- Linear Regression
- Ridge Regression
- Random Forest
- Gradient Boosting

Αρχικά, παρατίθενται τα αποτελέσματα όσο αφορά την μετρική Mean Absolute Error. Η μετρική αυτή, όπως έχει αναφερθεί και σε προηγούμενο κεφάλαιο, εκφράζει το μέσο απόλυτο σφάλμα μεταξύ των πραγματικών και των προβλεφθέντων τιμών της μεταβλητής – στόχου, που στην περίπτωση μας είναι η ενέργεια. Μικρότερη τιμή αυτού του σφάλματος σημαίνει και μεγαλύτερη επιτυχία πρόβλεψης.

Μοντέλο	Τιμή Mean Absolute Error
<b>Linear Regression</b>	6.45
<b>Ridge Regression</b>	6.45
<b>Random Forest</b>	3.93
<b>Gradient Boosting</b>	4.01

Πίνακας 7: Αποτελέσματα όσο αφορά την μετρική Mean Absolute Error.

Με βάση τον παραπάνω πίνακα διαπιστώνεται ότι στην περίπτωση του αλγορίθμου Random Forest επετεύχθησαν τα καλύτερα αποτελέσματα, καθώς καταγράφηκε η μικρότερη τιμή όσο αφορά την τιμή του μέσου απόλυτου σφάλματος. Αρκετά κοντινή ήταν και η τιμή του μέσου απόλυτου σφάλματος στην περίπτωση του μοντέλου Gradient Boosting. Τέλος, την χειρότερη συμπεριφορά παρουσίασαν τα μοντέλα Linear Regression και Ridge Regression.

Στην συνέχεια, παρατίθενται τα αποτελέσματα όσο αφορά την μετρική RMSE (Ρίζα Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος), η οποία αναλύθηκε επίσης σε προηγούμενο κεφάλαιο. Πρόκειται για μια μετρική, η οποία υποδηλώνει την ποιότητα του μοντέλου παλινδρόμησης που εφαρμόστηκε.

Μοντέλο	Τιμή RMSE
<b>Linear Regression</b>	9.02
<b>Ridge Regression</b>	9.02
<b>Random Forest</b>	5.49
<b>Gradient Boosting</b>	5.52

*Πίνακας 8: Αποτελέσματα όσο αφορά την μετρική RMSE.*

Οι παρατηρήσεις που προκύπτουν από τον παραπάνω πίνακα συμφωνούν με τα όσα παρατηρήθηκαν και στον προηγούμενο πίνακα. Μικρότερη τιμή όσο αφορά την μετρική RMSE σημειώθηκε στην περίπτωση του Random Forest. Έπεται το μοντέλο Gradient Boosting, ενώ τα χειρότερα αποτελέσματα σημειώθηκαν στις περιπτώσεις Linear και Ridge Regression.

Σαν γενικό συμπέρασμα, μπορεί να αναφερθεί ότι σε όλες τις περιπτώσεις των αλγορίθμων και για τις 2 μετρικές επετεύχθησαν ικανοποιητικά αποτελέσματα. Αυτό μπορεί εύκολα να αιτιολογηθεί από το γεγονός ότι οι τιμές των σφαλμάτων σε όλα τα μοντέλα είναι κατά πολύ μικρότερες από την μέση τιμή της ενέργειας του χρησιμοποιούμενου συνόλου δεδομένων. Η διαπίστωση αυτή συνάδει και με την παρατήρηση της κατανομής των τιμών στο ιστόγραμμα συχνοτήτων που αφορά την ενέργεια. Επομένως, προέκυψαν αρκετά ενθαρρυντικά αποτελέσματα, δεδομένου και του μικρού όγκου δεδομένων που είχαμε στην διάθεσή μας.

Μάλιστα, στην περίπτωση του αλγορίθμου Random Forest, λάβαμε τα καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με τα 3 υπόλοιπα μοντέλα, χωρίς ωστόσο να υστερεί το μοντέλο Gradient Boosting. Αξιοσημείωτο είναι επίσης το γεγονός ότι μπορεί στα μοντέλα Linear και Ridge Regression να ελήφθησαν χειρότερες τιμές όσο αφορά τις 2 μετρικές αξιολόγησης, ωστόσο αυτό δεν σημαίνει ότι τα αποτελέσματα ήταν απαγορευτικά.

Επομένως, η πειραματική προσπάθεια στέφθηκε από επιτυχία δεδομένης της δυσκολίας εύρεσης σχετικού συνόλου δεδομένων. Σημαντικό ρόλο προς την επιτυχή ολοκλήρωση διαδραμάτισε η γλώσσα Python, η οποία διαθέτει συγκριτικά πλεονεκτήματα όσο αφορά την επεξεργασία των δεδομένων και την εφαρμογή αλγορίθμων μηχανικής μάθησης. Σημαντικές είναι επίσης οι δυνατότητες που παρέχει όσο αφορά την οπτικοποίηση των δεδομένων, μέσω της οποίας μπορούν να εξαχθούν διαπιστώσεις και συμπεράσματα, χρήσιμα για την λήψη των κατάλληλων αποφάσεων, αλλά και την συγκριτική αξιολόγηση των αποτελεσμάτων.

# 8

## Συμπεράσματα και Μελλοντική Εργασία

### 8.1 Συμπεράσματα

Στο παρόν έγγραφο, περιγράφεται η ιστορία των ασύρματων τηλεπικοινωνιακών δικτύων από το 1G έως το 4G, με σκοπό να διαφωτιστεί η εξέλιξη που οδήγησε στην ανάπτυξη των δικτύων 5G. Αναφερθήκανε τα κύρια θέματα που προκάλεσαν την ανάγκη για τα δίκτυα 5G και παρουσιάστηκαν οι απαιτήσεις που αυτά επιφέρουν. Επιπλέον, αναλύθηκε η διανομή πόρων στα δίκτυα υπολογιστών και περιγράφηκαν οι μηχανισμοί κατανομής πόρων στα δίκτυα 5G, συμπεριλαμβανομένων των στόχων που επιτυγχάνονται μέσω αυτών. Η έρευνα ανέδειξε ότι, παράλληλα με το εύρος ζώνης, άλλοι σημαντικοί πόροι που κατανέμονται σε αυτά τα δίκτυα περιλαμβάνουν τον χώρο μνήμης, τους κύκλους επεξεργαστή και την ηλεκτρική ενέργεια, σύμφωνα με τις αρχιτεκτονικές δικτύων από άκρο σε άκρο. Διάφορα κριτήρια, όπως η καθυστέρηση, η δικαιοσύνη, ο ρυθμός απώλειας πακέτων, η φασματική αποδοτικότητα και η απόδοση, έχουν χρησιμοποιηθεί για τη μέτρηση της κατανομής πόρων στα δίκτυα 4G και 5G.

Παρ' όλα αυτά, παρατηρήθηκε ότι η προσοχή κυρίως επικεντρώνεται στην κατανομή ραδιοφωνικών πόρων, ενώ παραμελούνται άλλες κατηγορίες πόρων. Με την εισαγωγή του Software Defined Networking, την εικονικοποίηση λειτουργιών δικτύου και την ανάπτυξη υποδομής που ορίζεται από το νέφος, νέα σημεία συμφόρησης έχουν αναδειχθεί στην κατανομή πόρων στα δίκτυα 5G. Επομένως, προτείνεται η επέκταση των κριτηρίων

αξιολόγησης ώστε να περιλαμβάνουν τη χρήση ηλεκτρικής ενέργειας, τον κύκλο επεξεργαστή και τη μνήμη. Τέλος, καθώς η τεχνολογία 5G αντικαθιστά τα δίκτυα 4G, προτείνονται δέκα συστάσεις για την ολιστική βελτίωση της κατανομής πόρων σε συνδυασμό με τα πολλαπλά στοιχεία της αρχιτεκτονικής 5G, με στόχο την παροχή υπηρεσιών 5G υψηλής ποιότητας.

## ***8.2 Μελλοντική Εργασία***

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

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



## Βιβλιογραφία - Αναφορές

- [1]. Abdullah, D. M., & Ameen, S. Y. (2021). Enhanced mobile broadband (EMBB): A review. *Journal of Information Technology and Informatics*, 1(1), 13-19.
- [2]. Abrol, A., & Jha, R. K. (2016). Power optimization in 5G networks: A step towards GrEEen communication. *IEEE Access*, 4, 1355-1374.
- [3]. Ahmad, A., Ahmad, S., Rehmani, M. H., & Hassan, N. U. (2015). A survey on radio resource allocation in cognitive radio sensor networks. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 17(2), 888-917.
- [4]. Ahmad, A., Beg, M. T., & Ahmad, S. N. (2015, December). Resource allocation algorithms in LTE: A comparative analysis. In *2015 Annual IEEE India Conference (INDICON)* (pp. 1-6). IEEE.
- [5]. Akyildiz, I. F., Gutierrez-Estevez, D. M., & Reyes, E. C. (2010). The evolution to 4G cellular systems: LTE-Advanced. *Physical communication*, 3(4), 217-244.
- [6]. Alamouti, S. M., & Sharafat, A. R. (2014, September). Resource allocation for energy-efficient device-to-device communication in 4G networks. In *7'th International Symposium on Telecommunications (IST'2014)* (pp. 1058-1063). IEEE.
- [7]. Al-Falahy, N., & Alani, O. Y. (2017). Technologies for 5G networks: Challenges and opportunities. *It Professional*, 19(1), 12-20.
- [8]. Andrews, J. G., Claussen, H., Dohler, M., Rangan, S., & Reed, M. C. (2012). Femtocells: Past, present, and future. *IEEE Journal on Selected Areas in communications*, 30(3), 497-508.
- [9]. Baradwaj, B. K., & Pal, S. (2012). Mining educational data to analyze students' performance. *arXiv preprint arXiv:1201.3417*.
- [10]. Berg, R. V. D., Hasenclever, L., Tomczak, J. M., & Welling, M. (2018). Sylvester normalizing flows for variational inference. *arXiv preprint arXiv:1803.05649*.
- [11]. Boutaba, R., Salahuddin, M. A., Limam, N., Ayoubi, S., Shahriar, N., Estrada-Solano, F., & Caicedo, O. M. (2018). A comprehensive survey on machine learning for networking: evolution, applications and research opportunities. *Journal of Internet Services and Applications*, 9(1), 1-99.

- [12]. Cangelosi, A., & Schlesinger, M. (2015). *Developmental robotics: From babies to robots*. MIT press.
- [13]. Chen, M., Challita, U., Saad, W., Yin, C., & Debbah, M. (2019). Artificial neural networks-based machine learning for wireless networks: A tutorial. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 21(4), 3039-3071.
- [14]. Chen, Z., Yan, Q., Han, H., Wang, S., Peng, L., Wang, L., & Yang, B. (2018). Machine learning based mobile malware detection using highly imbalanced network traffic. *Information Sciences*, 433, 346-364.
- [15]. Cheng, Y., Jiang, H., Zhuang, W., Niu, Z., & Lin, C. (2005). Efficient resource allocation for China's 3G/4G wireless networks. *IEEE Communications Magazine*, 43(1), 76-83.
- [16]. Cohen, D. (2016). 5G and the IoT: 5 trends and implications. *Microwave Journal*, 59(9), 44-48.
- [17]. Collonge, S., Zaharia, G., & Zein, G. E. (2004). Influence of the human activity on wide-band characteristics of the 60 GHz indoor radio channel. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 3(6), 2396-2406.
- [18]. Degambur, L. N., Mungur, A., Armoogum, S., & Pudaruth, S. (2021). Resource allocation in 4G and 5G networks: A review. *International Journal of Communication Networks and Information Security*, 13(3), 401-408.
- [19]. Dinh, L., Sohl-Dickstein, J., & Bengio, S. (2016). Density estimation using real nvp. *arXiv preprint arXiv:1605.08803*.
- [20]. Dlamini, T. (2019). Core Network Management Procedures for Self-Organized and Sustainable 5G Cellular Networks. *arXiv preprint arXiv:1909.09097*.
- [21]. Dunham, M. H. (2006). *Data mining: Introductory and advanced topics*. Pearson Education India.
- [22]. Dutkiewicz, E., Costa-Perez, X., Kovacs, I. Z., & Mueck, M. (2017). Massive machine-type communications. *IEEE Network*, 31(6), 6-7.
- [23]. Etsi, G. (2013). Network functions virtualisation (nfv): Architectural framework, ETSI GS NFV, 2 (2), p. VI. *ETSI*.
- [24]. Gao, X., Dai, L., & Sayeed, A. M. (2018). Low RF-complexity technologies to enable millimeter-wave MIMO with large antenna array for 5G wireless communications. *IEEE Communications Magazine*, 56(4), 211-217.

- [25]. Gubbi, J., Buyya, R., Marusic, S., & Palaniswami, M. (2013). Internet of Things (IoT): A vision, architectural elements, and future directions. *Future generation computer systems*, 29(7), 1645-1660.
- [26]. Gupta, A., & Jha, R. K. (2015). A survey of 5G network: Architecture and emerging technologies. *IEEE access*, 3, 1206-1232.
- [27]. Hakiri, A., & Berthou, P. (2015). Leveraging sdn for the 5g networks: Trends, prospects, and challenges. *Software Defined Mobile Networks (SDMN) Beyond LTE Network Architecture*, 61-80.
- [28]. Haryadi, S., & Aryanti, D. R. (2017, October). The fairness of resource allocation and its impact on the 5G ultra-dense cellular network performance. In *2017 11th International Conference on Telecommunication Systems Services and Applications (TSSA)* (pp. 1-4). IEEE.
- [29]. He, H., Yu, X., Zhang, J., Song, S., & Letaief, K. B. (2021). Cell-free massive MIMO for 6G wireless communication networks. *Journal of Communications and Information Networks*, 6(4), 321-335.
- [30]. Heath Jr, R. W., Wu, T., Kwon, Y. H., & Soong, A. C. (2011). Multiuser MIMO in distributed antenna systems with out-of-cell interference. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 59(10), 4885-4899.
- [31]. Hernandez-Valencia, E., Izzo, S., & Polonsky, B. (2015). How will NFV/SDN transform service provider opex?. *IEEE Network*, 29(3), 60-67.
- [32]. Hong, W., Baek, K. H., Lee, Y., Kim, Y., & Ko, S. T. (2014). Study and prototyping of practically large-scale mmWave antenna systems for 5G cellular devices. *IEEE Communications Magazine*, 52(9), 63-69.
- [33]. Hoydis, J., & Debbah, M. (2010). Green, cost-effective, flexible, small cell networks. *IEEE Communications Society MMTC*, 5(5), 23-26.
- [34]. Hussain, F., Hassan, S. A., Hussain, R., & Hossain, E. (2020). Machine learning for resource management in cellular and IoT networks: Potentials, current solutions, and open challenges. *IEEE communications surveys & tutorials*, 22(2), 1251-1275.
- [35]. James, G., Witten, D., Hastie, T., Tibshirani, R., & Taylor, J. (2023). Unsupervised learning. In *An Introduction to Statistical Learning: with Applications in Python* (pp. 503-556). Cham: Springer International Publishing.

- [36]. Ji, H., Park, S., Yeo, J., Kim, Y., Lee, J., & Shim, B. (2018). Ultra-reliable and low-latency communications in 5G downlink: Physical layer aspects. *IEEE Wireless Communications*, 25(3), 124-130.
- [37]. Joloudari, J. H., Alizadehsani, R., Nodehi, I., Mojriani, S., Fazl, F., Shirkharkolaie, S. K., ... & Acharya, U. R. (2022). Resource allocation optimization using artificial intelligence methods in various computing paradigms: A Review. *arXiv preprint arXiv: 2203.12315*.
- [38]. Kamal, M. A., Raza, H. W., Alam, M. M., Su'ud, M. M., & Sajak, A. B. A. B. (2021). Resource allocation schemes for 5G network: A systematic review. *Sensors*, 21(19), 6588.
- [39]. Karami, M., Dinh, L., Duckworth, D., Sohl-Dickstein, J., & Schuurmans, D. (2018). Generative convolutional flow for density estimation. In *Workshop on Bayesian Deep Learning NeurIPS 2018*. Curran Associates, Inc., Red Hook, NY.
- [40]. Karjalainen, J., Nekovee, M., Benn, H., Kim, W., Park, J., & Sungsoo, H. (2014, June). Challenges and opportunities of mm-wave communication in 5G networks. In *2014 9th international conference on cognitive radio oriented wireless networks and communications (CROWNCOM)* (pp. 372-376). IEEE.
- [41]. Kingma, D. P., Salimans, T., Jozefowicz, R., Chen, X., Sutskever, I., & Welling, M. (2016). Improved variational inference with inverse autoregressive flow. *Advances in neural information processing systems*, 29.
- [42]. Klaine, P. V., Imran, M. A., Onireti, O., & Souza, R. D. (2017). A survey of machine learning techniques applied to self-organizing cellular networks. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 19(4), 2392-2431.
- [43]. Kshetrimayum, R. S. (2017). *Fundamentals of MIMO wireless communications*. Cambridge University Press.
- [44]. Li, X., Heath, R. W., Linehan, K., & Butler, R. (2015). Metrocell antennas: The positive impact of a narrow vertical beamwidth and electrical downtilt. *Ieee vehicular technology magazine*, 10(3), 51-59.
- [45]. Liang, Y. C., Chen, K. C., Li, G. Y., & Mahonen, P. (2011). Cognitive radio networking and communications: An overview. *IEEE transactions on vehicular technology*, 60(7), 3386-3407.

- [46]. MacCartney, G. R., Zhang, J., Nie, S., & Rappaport, T. S. (2013, December). Path loss models for 5G millimeter wave propagation channels in urban microcells. In *2013 IEEE global communications conference (GLOBECOM)* (pp. 3948-3953). IEEE.
- [47]. Madhulatha, T. S. (2012). An overview on clustering methods. *arXiv preprint arXiv:1205.1117*.
- [48]. Malviya, L., Panigrahi, R. K., & Kartikeyan, M. V. (2020). *MIMO Antennas for Wireless Communication: Theory and Design*. CRC Press.
- [49]. Mao, Q., Hu, F., & Hao, Q. (2018). Deep learning for intelligent wireless networks: A comprehensive survey. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 20(4), 2595-2621.
- [50]. Meyer, D., & Wien, F. T. (2015). Support vector machines. *The Interface to libsvm in package e1071*, 28(20), 597.
- [51]. Mishra, S. K., Chowdhary, R., Kumari, S., & Rao, S. B. (2017). Effect of cell phone radiations on orofacial structures: A Systematic review. *Journal of clinical and diagnostic research: JCDR*, 11(5), ZE01.
- [52]. Nasteski, V. (2017). An overview of the supervised machine learning methods. *Horizons. b*, 4, 51-62.
- [53]. Niu, Y., Li, Y., Jin, D., Su, L., & Vasilakos, A. V. (2015). A survey of millimeter wave communications (mmWave) for 5G: opportunities and challenges. *Wireless networks*, 21, 2657-2676.
- [54]. O'Shea, K., & Nash, R. (2015). An introduction to convolutional neural networks. *arXiv preprint arXiv:1511.08458*.
- [55]. Osseiran, A., Boccardi, F., Braun, V., Kusume, K., Marsch, P., Maternia, M., ... & Fallgren, M. (2014). Scenarios for 5G mobile and wireless communications: the vision of the METIS project. *IEEE communications magazine*, 52(5), 26-35.
- [56]. Papamakarios, G., Pavlakou, T., & Murray, I. (2017). Masked autoregressive flow for density estimation. *Advances in neural information processing systems*, 30.
- [57]. Raja, S. K., Louis, A. B. V., & Dalton, G. A. (2020). Optimal Resource Allocation Scheme in Wireless 5G Networks. *TEST Engineering & Management*, 83, 18529-18535.
- [58]. Rao, G.J., Rao, D.C., & Pande, A. (2019). Detection for 6G-NOMA based Machine Learning optimization for successive adaptive matching pursuit analysis. *International Journal of Advanced Science and Technology*, 29(3s), 1803 - 1812.

- [59]. Rao, S. K., & Prasad, R. (2018). Impact of 5G technologies on industry 4.0. *Wireless personal communications*, 100, 145-159.
- [60]. Sage, C., & Burgio, E. (2018). Electromagnetic fields, pulsed radiofrequency radiation, and epigenetics: how wireless technologies may affect childhood development. *Child development*, 89(1), 129-136.
- [61]. Saxena, A., Prasad, M., Gupta, A., Bharill, N., Patel, O. P., Tiwari, A., ... & Lin, C. T. (2017). A review of clustering techniques and developments. *Neurocomputing*, 267, 664-681.
- [62]. Sim, G. H., Klos, S., Asadi, A., Klein, A., & Hollick, M. (2018). An online context-aware machine learning algorithm for 5G mmWave vehicular communications. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 26(6), 2487-2500.
- [63]. Sindagi, V. A., & Patel, V. M. (2018). A survey of recent advances in cnn-based single image crowd counting and density estimation. *Pattern Recognition Letters*, 107, 3-16.
- [64]. Sorzano, C. O. S., Vargas, J., & Montano, A. P. (2014). A survey of dimensionality reduction techniques. *arXiv preprint arXiv:1403.2877*.
- [65]. Ssengonzi, C., Kogeda, O. P., & Olwal, T. O. (2022). A survey of deep reinforcement learning application in 5G and beyond network slicing and virtualization. *Array*, 14, 100142.
- [66]. Vannithamby, R., & Talwar, S. (Eds.). (2017). *Towards 5G: Applications, requirements and candidate technologies*. John Wiley & Sons.
- [67]. Vanschoren, J. (2018). Meta-learning: A survey. *arXiv preprint arXiv:1810.03548*.
- [68]. Wang, X., Kong, L., Kong, F., Qiu, F., Xia, M., Arnon, S., & Chen, G. (2018). Millimeter wave communication: A comprehensive survey. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 20(3), 1616-1653.
- [69]. Weng, J., McClelland, J., Pentland, A., Sporns, O., Stockman, I., Sur, M., & Thelen, E. (2001). Autonomous mental development by robots and animals. *Science*, 291(5504), 599-600.
- [70]. Xie, J., Song, Z., Li, Y., Zhang, Y., Yu, H., Zhan, J., ... & Guo, J. (2018). A survey on machine learning-based mobile big data analysis: Challenges and applications. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2018.

- [71]. Xu, J., Wang, J., Zhu, Y., Yang, Y., Zheng, X., Wang, S., ... & Teng, Y. (2014). Cooperative distributed optimization for the hyper-dense small cell deployment. *IEEE Communications Magazine*, 52(5), 61-67.
- [72]. Yang, Y., Morillo, I. G., & Hospedales, T. M. (2018). Deep neural decision trees. *arXiv preprint arXiv:1806.06988*.
- [73]. Yu, Y., & Gu, D. (2013). The cost efficient location management in the LTE picocell/macrocell network. *IEEE Communications Letters*, 17(5), 904-907.
- [74]. Zappone, A., Di Renzo, M., & Debbah, M. (2019). Wireless networks design in the era of deep learning: Model-based, AI-based, or both?. *IEEE Transactions on Communications*, 67(10), 7331-7376.
- [75]. Zhang, C., Patras, P., & Haddadi, H. (2019). Deep learning in mobile and wireless networking: A survey. *IEEE Communications surveys & tutorials*, 21(3), 2224-2287.
- [76]. Zhang, H., Liu, N., Chu, X., Long, K., Aghvami, A. H., & Leung, V. C. (2017). Network slicing based 5G and future mobile networks: Mobility, resource management, and challenges. *IEEE communications magazine*, 55(8), 138-145.
- [77]. Zhu, X., & Goldberg, A. B. (2022). *Introduction to semi-supervised learning*. Springer Nature.
- [78]. <https://github.com/ITU-AI-ML-in-5G-Challenge/5g-Energy-Consumption-Modelling-8th-Place-Soluiton/tree/main/data>





## Παράρτημα - Κώδικας Υλοποίησης

```
import numpy as np

import pandas as pd

import matplotlib.pyplot as plt

import seaborn as sns

import warnings

from sklearn.metrics import mean_absolute_error

from sklearn.metrics import mean_squared_error

warnings.filterwarnings("ignore")

df=pd.read_csv('energy_consumption.csv')

df1=pd.read_csv('base_station_basic_info.csv')

df2=pd.read_csv('cell_level_data.csv')

df.head()

df1.head()
```

```
df2.head()

temp_df=pd.merge(df2,df, on=['BS','Time'], how='inner')

temp_df.head()

data=pd.merge(temp_df,df1, on=['BS','CellName'], how='inner')

data.head()

data.info()

data.isnull().sum()

sns.set_style('darkgrid')

sns.histplot(data.Energy, kde = True)

plt.title('Energy Consumption', fontsize = 14)

display(plt.show(), data.Energy.skew())

sns.set_style('darkgrid')

sns.histplot(data.load, kde = True)
```

```
plt.title('Load', fontsize = 14)

display(plt.show(), data.Energy.skew())

sns.set_style('darkgrid')

sns.histplot(data.Frequency, kde = True)

plt.title('Frequency', fontsize = 14)

display(plt.show(), data.Energy.skew())

sns.set_style('darkgrid')

sns.histplot(data.Bandwidth, kde = True)

plt.title('Bandwidth', fontsize = 14)

display(plt.show(), data.Energy.skew())

sns.set_style('darkgrid')

sns.histplot(data.TXpower, kde = True)

plt.title('TXpower', fontsize = 14)

display(plt.show(), data.Energy.skew())
```

```
sns.countplot(x=data.CellName)

sns.countplot(x=data.RUType)

sns.countplot(x=data.Mode)

sns.countplot(x=data.Antennas)

sns.heatmap(data.corr())

from sklearn import preprocessing

le = preprocessing.LabelEncoder()

data['BS'] = le.fit_transform(data['BS'])

data['CellName'] = le.fit_transform(data['CellName'])

data['RUType'] = le.fit_transform(data['RUType'])

data['Mode'] = le.fit_transform(data['Mode'])

data['Time'] = le.fit_transform(data['Time'])

X=data.drop(columns=['BS','Energy','RUType','Mode','ESMode1',      'ESMode2',
'ESMode3','ESMode4', 'ESMode5', 'ESMode6'])
```

```
y=data['Energy']

from sklearn.model_selection import train_test_split

x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.30, random_state=42)

from sklearn.linear_model import LinearRegression

model=LinearRegression()

model.fit(x_train,y_train)

y_pred =model.predict(x_test)

print("Mean Absolute Error for Linear Regression:"+str(mean_absolute_error(y_test,
y_pred)))

print("RMSE for Linear Regression:"+str(mean_squared_error(y_test, y_pred,
squared=False)))

from sklearn.linear_model import Ridge

model=Ridge()

model.fit(x_train,y_train)
```

```
y_pred =model.predict(x_test)

print("Mean Absolute Error for Ridge Regression:"+str(mean_absolute_error(y_test,
y_pred)))

print("RMSE for Ridge Regression:"+str(mean_squared_error(y_test, y_pred,
squared=False)))

from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor

model = RandomForestRegressor(max_depth=8, random_state=0)

model.fit(x_train,y_train)

y_pred =model.predict(x_test)

print("Mean Absolute Error for Random Forest:"+str(mean_absolute_error(y_test,
y_pred)))

print("RMSE for Random Forest:"+str(mean_squared_error(y_test, y_pred,
squared=False)))

from sklearn.ensemble import GradientBoostingRegressor

model = GradientBoostingRegressor(random_state=0)
```

```
model.fit(x_train,y_train)

y_pred =model.predict(x_test)

print("Mean Absolute Error for Gradient Boosting:"+str(mean_absolute_error(y_test,
y_pred)))

print("RMSE for Gradient Boosting:"+str(mean_squared_error(y_test, y_pred,
squared=False)))
```