

Πολυτεχνική Σχολή

Τμήμα Μηχανικών Η/Υ & Πληροφορικής

Διπλωματική Εργασία

**Τεμαχισμός δικτύου με χρήση μηχανικής μάθησης για τη βελτίωση της ανάθεσης πόρων σε δίκτυα 5G**

Ραβανός Ευστάθιος

Α.Μ. 1072627

Πάτρα, 2025



Πολυτεχνική Σχολή

Τμήμα Μηχανικών Η/Υ & Πληροφορικής

Διπλωματική Εργασία

**Τεμαχισμός δικτύου με χρήση μηχανικής μάθησης για τη βελτίωση της ανάθεσης πόρων σε δίκτυα 5G**

Ραβανός Ευστάθιος

Α.Μ. 1072627

Επιβλέπων

Χρήστος Μπούρας, Καθηγητής

Μέλη Τριμελούς Συμβουλευτικής/Εξεταστικής Επιτροπής

Ιωάννης Γαροφαλάκης, Καθηγητής

Κωνσταντίνος Μπερμπερίδης , Καθηγητής

© Copyright συγγραφής Ραβανός Ευστάθιος, 2025

© Copyright θέματος Μπούρας Χρήστος

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον υπεύθυνο καθηγητή της διπλωματικής μου εργασίας και Πρύτανη του Πανεπιστημίου Πατρών κύριο Χρήστο Μπούρα για την βοήθεια που μου παρείχε καθ’ όλη τη διάρκεια της εκπόνησης της εργασίας.

Επίσης θα ήθελα να εκφράσω τις ευχαριστίες μου στον Δρ. Βασίλειο Κόκκινο για την καθοδήγηση που μου παρείχε, βοηθώντας με σημαντικά στην ολοκλήρωση αυτής της εργασίας με τις συμβουλές και τις υποδείξεις του.

**Περίληψη**

Η ανάπτυξη των δικτύων 5G εισάγει νέες προκλήσεις στη διαχείριση πόρων, απαιτώντας έξυπνες και προσαρμοστικές λύσεις. Ο τεμαχισμός δικτύου (network slicing) επιτρέπει τη δημιουργία λογικών υπο-δικτύων, κατάλληλων για ετερογενείς απαιτήσεις υπηρεσιών. Η παρούσα εργασία μελετά την εφαρμογή τεχνικών μηχανικής μάθησης, και ειδικότερα βαθιάς μάθησης, για τη βελτίωση της ανάθεσης πόρων σε περιβάλλοντα network slicing. Στο πειραματικό μέρος, αξιοποιήθηκε dataset και έγινε προσαρμογή υπάρχοντος μοντέλου από τη βιβλιογραφία, ενώ αναπτύχθηκε και νέο, βελτιστοποιημένο νευρωνικό δίκτυο. Η σύγκριση μεταξύ των δύο μοντέλων ανέδειξε την υπεροχή του προτεινόμενου ως προς την ακρίβεια ταξινόμησης, τον συντελεστή F1 και την αποδοτικότητα, αναδεικνύοντας τη συμβολή του στη δυναμική και αποτελεσματική διαχείριση πόρων σε δίκτυα 5G.

**Λέξεις-Κλειδιά**: Δίκτυα 5G, Τεμαχισμός Δικτύου, Ανάθεση Πόρων, Μηχανική Μάθηση, Νευρωνικά Δίκτυα, Πειραματική Αξιολόγηση.

**Abstract**

The emergence of 5G networks introduces new challenges in resource management, requiring intelligent and adaptive solutions. Network slicing enables the creation of logical sub-networks tailored to heterogeneous service requirements. This study investigates the application of machine learning techniques—particularly deep learning—for improving resource allocation in network slicing environments. In the experimental part, a dataset was utilized, and an existing model from the literature was adapted, while a new, optimized neural network was developed. The comparison between the two models demonstrated the superiority of the proposed one in terms of classification accuracy, F1 score, and computational efficiency, highlighting its contribution to dynamic and effective resource management in 5G networks.

**Keywords**: 5G Networks, Network Slicing, Resource Allocation, Machine Learning, Neural Networks, Experimental Evaluation.

**Περιεχόμενα**

[1 7](#_Toc201791147)

[Εισαγωγή 7](#_Toc201791148)

[1.1 Σημασία του προβλήματος 7](#_Toc201791149)

[1.2 Στόχοι της εργασίας 8](#_Toc201791150)

[1.3 Διάρθρωση της υπόλοιπης διπλωματικής εργασίας 9](#_Toc201791151)

[2 11](#_Toc201791152)

[Ιστορική Αναδρομή στα Κινητά Δίκτυα: Από την 1η Γενιά έως την 4η Γενιά 11](#_Toc201791153)

[2.1 Εισαγωγή στα Δίκτυα Κινητής Τηλεφωνίας 11](#_Toc201791154)

[2.2 Πρώτη Γενιά Κινητής Τηλεφωνίας ( 1G ) 11](#_Toc201791155)

[2.3 Δεύτερη Γενιά Κινητής Τηλεφωνίας ( 2G ) 13](#_Toc201791156)

[2.4 Τρίτη Γενιά Κινητής Τηλεφωνίας ( 3G ) 15](#_Toc201791157)

[2.5 Τέταρτη Γενιά Κινητής Τηλεφωνίας ( 4G ) 17](#_Toc201791158)

[3 21](#_Toc201791159)

[Πέμπτη Γενιά Δικτύων Κινητής Τηλεφωνίας (5G ) 21](#_Toc201791160)

[3.1 Εισαγωγή 21](#_Toc201791161)

[3.2 Βασικές Τεχνολογίες του 5G 21](#_Toc201791162)

[3.3 Αρχιτεκτονική του 5G: Αναλυτική Παρουσίαση 23](#_Toc201791163)

[3.3.1 Στοιχεία και Βασικά Συστατικά της Αρχιτεκτονικής του 5G 23](#_Toc201791164)

[3.4 Διαχείριση και Κατανομή Πόρων στο 5G 26](#_Toc201791165)

[3.5 Network Slicing στο 5G - Μια Ανανεωμένη Προσέγγιση 29](#_Toc201791166)

[3.6 Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα του 5G 34](#_Toc201791167)

[4 37](#_Toc201791168)

[Μηχανική Μάθηση για την Κατανομή Πόρων και Network Slicing στο 5G 37](#_Toc201791169)

[4.1 Εισαγωγή στη Μηχανική Μάθηση για το 5G 37](#_Toc201791170)

[4.2 Βασικές Τεχνικές Μηχανικής Μάθησης 38](#_Toc201791171)

[4.2.1 Επιβλεπόμενη Μάθηση (Supervised Learning) 38](#_Toc201791172)

[4.2.2 Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση (Unsupervised Learning) 40](#_Toc201791173)

[4.2.3 Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning) 41](#_Toc201791174)

[4.2.4 Μάθηση Βαθιάς Νευρωνικής Δικτύωσης (Deep Learning) 42](#_Toc201791175)

[4.3 Εφαρμογές Μηχανικής Μάθησης στο 5G 44](#_Toc201791176)

[4.4 Προκλήσεις και Προοπτικές της Μηχανικής Μάθησης 46](#_Toc201791177)

[5 49](#_Toc201791178)

[Θεωρητικό Υπόβαθρο: Νευρωνικά Δίκτυα 49](#_Toc201791179)

[5.1 Εισαγωγή στα Νευρωνικά Δίκτυα 49](#_Toc201791180)

[5.2 Βασική Δομή ενός Νευρωνικού Δικτύου 51](#_Toc201791181)

[5.3 Λειτουργία Τεχνητού Νευρώνα 53](#_Toc201791182)

[5.4 Η Διαδικασία Εκπαίδευσης Ενός Νευρωνικού Δικτύου 55](#_Toc201791183)

[5.5 Τύποι Νευρωνικών Δικτύων 57](#_Toc201791184)

[5.6 Η Συμβολή των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων στη Διαχείριση του Network Slicing σε Δίκτυα 5G 58](#_Toc201791185)

[6 61](#_Toc201791186)

[Πειραματικό Κεφάλαιο 61](#_Toc201791187)

[6.1 Εισαγωγή 61](#_Toc201791188)

[*6.2 Dataset και Προεπεξεργασία* 61](#_Toc201791189)

[6.3 Το Πρόβλημα του Overfitting 64](#_Toc201791190)

[6.4 Διαχωρισμός Δεδομένων (Train / Validation / Test) 66](#_Toc201791191)

[6.5 Αρχιτεκτονικές Νευρωνικών Δικτύων 66](#_Toc201791192)

[6.6 Μετρικές Αξιολόγησης και Οπτικοποιήσεις 68](#_Toc201791193)

[7 80](#_Toc201791194)

[Συμπεράσματα & Μελλοντική Εργασία 80](#_Toc201791195)

[7.1 Συμπεράσματα 80](#_Toc201791196)

[7.2 Μελλοντική Εργασία 81](#_Toc201791197)

**Λίστα Εικόνων**

[Εικόνα 1: Παλαιό κινητό πρώτης γενιάς 13](#_Toc201791198)

[Εικόνα 2: Κινητό δεύτερης γενιάς 13](#_Toc201791199)

[Εικόνα 3: Κινητό τρίτης γενιάς (Apple iPhone 3G) 15](#_Toc201791200)

[Εικόνα 4: Κινητό τέταρτης γενιάς (Samsung Galaxy S II Skyrocket) 17](#_Toc201791201)

[Εικόνα 5: Συγκριτικός πίνακας τεχνικών χαρακτηριστικών των δικτύων 1G, 2G, 3G και 4G (με ένδειξη του 5G για πληρότητα) 20](#_Toc201791202)

[Εικόνα 6: Αρχιτεκτονική του 5G 23](#_Toc201791203)

[Εικόνα 7: Τεμαχισμός Δικτύου στο 5G 30](#_Toc201791204)

[Εικόνα 8: Δομή Νευρωνικού Δικτύου – είσοδος, κρυφό στρώμα, έξοδος 49](#_Toc201791205)

[Εικόνα 9: Υπολογιστικό μοντέλο ενός τεχνητού νευρώνα: οι είσοδοι πολλαπλασιάζονται με βάρη, προστίθεται bias και το αποτέλεσμα περνά από συνάρτηση ενεργοποίησης 52](#_Toc201791206)

[Εικόνα 10: Γράφημα συναρτήσεων ενεργοποίησης 54](#_Toc201791207)

[Εικόνα 11: Οπισθοδιάδοση σφάλματος (backpropagation) σε νευρωνικό δίκτυο 56](#_Toc201791208)

[Εικόνα 12: Διάγραμμα αρχιτεκτονικής Network Slicing στο 5G 58](#_Toc201791209)

[*Εικόνα 13: Κατανομή Τελικών Χαρακτηριστικών (μετά τον καθαρισμό)* 63](#_Toc201791210)

[Εικόνα 14: Αμοιβαία Πληροφορία με τη μεταβλητή “Slice Type” 63](#_Toc201791211)

[Εικόνα 15: Πίνακας Συσχέτισης Τελικών Χαρακτηριστικών 64](#_Toc201791212)

[Εικόνα 16: Σύγκριση Train vs Test Accuracy 69](#_Toc201791213)

[Εικόνα 17: Εξέλιξη της Ακρίβειας ανά Εποχή για τα NN1 και NN2 71](#_Toc201791214)

[Εικόνα 18: Εξέλιξη της Απώλειας (Loss) ανά Εποχή για τα NN1 και NN2 72](#_Toc201791215)

[Εικόνα 19: Confusion Matrix για NN1 73](#_Toc201791216)

[Εικόνα 20: Confusion Matrix για NN2 74](#_Toc201791217)

[Εικόνα 21: Καμπύλες ROC ανά Κατηγορία για το Μοντέλο NN1 76](#_Toc201791218)

[Εικόνα 22: Καμπύλες ROC ανά Κατηγορία για το Μοντέλο NN2 76](#_Toc201791219)

**Λίστα Πινάκων**

[Πίνακας 1: Πλεονεκτήματα & Περιορισμοί του 2G 14](#_Toc201791220)

[Πίνακας 2: Κατηγορίες Υπηρεσίας που υποστηρίζει το 5G 28](#_Toc201791221)

[Πίνακας 3: Συνοπτική Σύγκριση Ειδών Μηχανικής Μάθησης 43](#_Toc201791222)

[Πίνακας 4: Χαρακτηριστικά που Αφαιρέθηκαν (πριν τον καθαρισμό) 62](#_Toc201791223)

[Πίνακας 5: Οι τιμές του Confusion Matrix για NN1 74](#_Toc201791224)

[Πίνακας 6: Οι τιμές του Confusion Matrix για NN2 74](#_Toc201791225)

[Πίνακας 7: Αναφορές Ταξινόμησης (Classification Reports) για NN1 και NN2 78](#_Toc201791226)

**Συντομογραφίες**

|  |  |
| --- | --- |
| 5G | Ασύρματα Συστήματα 5ης Γενιάς |
| IoT | Internet of Things |
| LTE | Long Term Evolution |
| URLLC | Ultra-Reliable Low-Latency Communication |
| NN2 | Βελτιωμένο Νευρωνικό Μοντέλο Πειράματος |
| ML | Μηχανική Μάθηση (Machine Learning) |
| NN1 | Πρώτο Νευρωνικό Μοντέλο Πειράματος |
| eMBB | Enhanced Mobile Broadband |
| mMTC | Massive Machine-Type Communications |
| QoS | Quality of Service |
| MIMO | Multiple Input Multiple Output |
| NSA | Non-Standalone |
| eMTC | Enhanced Machine-Type Communication |
| AI | Τεχνητή Νοημοσύνη (Artificial Intelligence) |
| AR | Augmented Reality |
| VR | Virtual Reality |
| CDMA | Code Division Multiple Access |
| GSM | Global System for Mobile Communications |
| RAN | Radio Access Network |
| LSTM | Long Short-Term Memory |
| FDMA | Frequency Division Multiple Access |
| CNN | Convolutional Neural Network |
| RNN | Recurrent Neural Network |
| TDMA | Time Division Multiple Access |
| GPRS | General Packet Radio Service |
| UMTS | Universal Mobile Telecommunications System |
| HSPA | High Speed Packet Access |
| IMS | Instant Message |
| MSC | Mobile Switching Center |
| VLR | Visitor Location Register |
| SGSN | Serving GPRS Support Node |
| GGSN | Gateway GPRS Support Node |
| 5GC | Δίκτυο Πυρήνα 5ης Γενιάς (5G Core Network) |
| AMPS | Advanced Mobile Phone System |
| NMT | Nordic Mobile Telephony |
| TACS | Total Access Communications System |
| UE | User Equipment |
| IMSI | International Mobile Subscriber Identity |
| SLA | Service Level Agreement |
| OFDMA | Orthogonal Frequency Division Multiple Access |
| HSS | Home Subscriber Server |
| PGW | Packet Data Network Gateway |
| SGW | Serving Gateway |
| MME | Mobility Management Entity |
| EPC | Evolved Packet Core |
| CNNs | Convolutional Neural Networks |
| RNNs | Recurrent Neural Networks |
| ANNs | Artificial Neural Networks |
| FNNs | Feedforward Neural Networks |
| CAGR | Compound Annual Growth Rate |
| AUC | Area Under the Curve |
| ROC | Receiver Operating Characteristic curve |

# *1*

# **Εισαγωγή**

## 1.1 Σημασία του προβλήματος

Η τεχνολογία 5G δεν συνιστά απλώς μια σταδιακή εξέλιξη των προηγούμενων γενιών κινητών δικτύων, αλλά εισάγει έναν θεμελιώδη μετασχηματισμό στον τρόπο με τον οποίο σχεδιάζονται, διαχειρίζονται και αξιοποιούνται οι τηλεπικοινωνιακές υποδομές. Κομβική καινοτομία του 5G αποτελεί η έννοια του *network slicing*, δηλαδή η δυνατότητα δημιουργίας πολλαπλών, απομονωμένων εικονικών δικτύων (slices) τα οποία συνυπάρχουν πάνω στην ίδια φυσική υποδομή. Κάθε slice δύναται να διαμορφωθεί ώστε να καλύπτει εξειδικευμένες απαιτήσεις Ποιότητας Υπηρεσίας (Quality of Service - QoS), όπως υψηλές ταχύτητες μετάδοσης δεδομένων για υπηρεσίες Enhanced Mobile Broadband (eMBB), εξαιρετικά χαμηλή καθυστέρηση για εφαρμογές Ultra-Reliable Low-Latency Communications (URLLC), καθώς και μαζική διασύνδεση συσκευών στο πλαίσιο του Massive Machine-Type Communications (mMTC). Παρά τα τεχνολογικά πλεονεκτήματα που προσφέρει, η διαχείριση των network slices ενέχει σημαντικές προκλήσεις. Η αποδοτική κατανομή των διαθέσιμων πόρων, η άμεση απόκριση σε αιφνίδιες αιχμές ζήτησης, καθώς και η διαρκής συμμόρφωση με Συμφωνίες Επιπέδου Υπηρεσιών (Service Level Agreement - SLA) απαιτούν ένα επίπεδο ευελιξίας και αυτοματισμού που υπερβαίνει τις δυνατότητες των παραδοσιακών, στατικών συστημάτων ελέγχου. Τα συμβατικά μοντέλα διαχείρισης, βασισμένα σε σταθερές πολιτικές ή προδιαγεγραμμένους κανόνες, συχνά αδυνατούν να ανταποκριθούν σε δυναμικά και μη προβλέψιμα πρότυπα κυκλοφορίας δεδομένων. Σε αυτό το πλαίσιο, η ενσωμάτωση τεχνικών μηχανικής μάθησης (Machine Learning – ML), και ειδικότερα η αξιοποίηση βαθιών νευρωνικών δικτύων, προβάλλει ως μια πολλά υποσχόμενη προσέγγιση. Μέσω της εκπαίδευσης σε ιστορικά δεδομένα κυκλοφορίας, τα μοντέλα αυτά μπορούν να προβλέπουν και να διαχειρίζονται σε πραγματικό χρόνο τις μεταβολές της ζήτησης. Επιπλέον, επιτρέπουν τη δυναμική ρύθμιση κρίσιμων παραμέτρων των slices, όπως το εύρος ζώνης και τα όρια καθυστέρησης, χωρίς την ανάγκη ανθρώπινης παρέμβασης. Η ικανότητα αυτοματοποίησης σε συνδυασμό με τη δυνατότητα κλιμάκωσης καθιστά εφικτή την αποδοτική διαχείριση μεγάλου αριθμού slices, με περιορισμένη υπολογιστική καθυστέρηση. Παράλληλα, προάγεται η βελτιστοποίηση της χρήσης των διαθέσιμων πόρων, μείωση της υπερεκχώρησης (over-provisioning) και συνεπώς αύξηση της συνολικής αποδοτικότητας του δικτύου. Ωστόσο, η εφαρμογή μεθόδων ML στο πλαίσιο του network slicing συνοδεύεται από νέες επιστημονικές και τεχνολογικές προκλήσεις. Οι υψηλής διάστασης είσοδοι, η περιορισμένη διαθεσιμότητα επισημασμένων δεδομένων για επιβλεπόμενη μάθηση, καθώς και ο κίνδυνος υπερπροσαρμογής (overfitting), αποτελούν σημαντικά εμπόδια στην ανάπτυξη μοντέλων που να γενικεύουν αποτελεσματικά σε νέα δεδομένα. Το πρόβλημα αυτό είναι ιδιαιτέρως έντονο σε περιβάλλοντα προσομοίωσης ή σε συνθήκες με ανεπαρκή πραγματικά δεδομένα, όπου τα μοντέλα ενδέχεται να «μάθουν» τις ιδιαιτερότητες του συνόλου εκπαίδευσης, αποτυγχάνοντας να ανταποκριθούν σε πραγματικές συνθήκες λειτουργίας. Ως εκ τούτου, καθίσταται επιτακτική η συστηματική μελέτη και αξιολόγηση τεχνικών τακτοποίησης (regularization), όπως το dropout και το weight decay, καθώς και η εφαρμογή μεθόδων διασταυρούμενης επικύρωσης (cross-validation) και ενίσχυσης δεδομένων (data augmentation). Μέσω αυτών των πρακτικών, επιδιώκεται η ανάπτυξη ανθεκτικών, επεκτάσιμων και γενικεύσιμων μοντέλων. Η ερευνητική προσέγγιση στη μελέτη του *network slicing* με χρήση τεχνικών ML συνιστά ένα καθοριστικό βήμα προς την κατεύθυνση έξυπνων, ευέλικτων και αποδοτικών δικτύων, ικανών να ανταποκριθούν στις πολυδιάστατες απαιτήσεις της σύγχρονης ψηφιακής εποχής.

## 1.2 Στόχοι της εργασίας

Η παρούσα διπλωματική εργασία αποσκοπεί στη διερεύνηση και αξιολόγηση τεχνικών εποπτευόμενης ML με σκοπό τη βελτιστοποίηση του μηχανισμού κατακερματισμού δικτύου (network slicing) στα δίκτυα κινητής τηλεφωνίας πέμπτης γενιάς (5G). Η μεθοδολογική προσέγγιση βασίζεται στην αξιοποίηση πραγματικού συνόλου δεδομένων, το οποίο περιλαμβάνει κατηγοριοποιημένες ετικέτες τύπου slice (slice type), επιτρέποντας την ανάπτυξη και εκπαίδευση ταξινομητικών μοντέλων για την ακριβή πρόβλεψη του κατάλληλου slice ανά περίπτωση χρήσης. Ειδικότερα, η εργασία αξιοποιεί και επεκτείνει υπάρχον αρχιτεκτονικό μοντέλο νευρωνικού δικτύου, το οποίο έχει παρουσιαστεί στις ερευνητικές εργασίες DeepSlice [1] και Secure5G [2]. Η ερευνητική συνεισφορά εστιάζει στη βελτιστοποίηση του εν λόγω μοντέλου τόσο ως προς την ταξινομητική του ακρίβεια όσο και ως προς την αποδοτικότητα από πλευράς υπολογιστικών πόρων, με απώτερο σκοπό την ενίσχυση της πρακτικής του εφαρμοσιμότητας σε ρεαλιστικά περιβάλλοντα slicing.

Οι επιμέρους στόχοι της εργασίας συνοψίζονται ως εξής:

* Η εις βάθος κατανόηση της έννοιας του network slicing στο πλαίσιο των 5G δικτύων, καθώς και των απαιτήσεων που απορρέουν από την υποστήριξη ετερογενών υπηρεσιών, όπως οι eMBB, URLLC και mMTC.
* Η ανάπτυξη μοντέλου εποπτευόμενης μάθησης για την ταξινόμηση τύπων slice, βασισμένο σε χαρακτηριστικά που εξάγονται από πραγματικά δεδομένα του δικτύου.
* Η τροποποίηση και βελτίωση της αρχικής αρχιτεκτονικής του μοντέλου DeepSlice, με σκοπό την ενίσχυση της ακρίβειας πρόβλεψης και τη μείωση του υπολογιστικού κόστους.
* Η πειραματική αξιολόγηση και σύγκριση των αποτελεσμάτων μεταξύ της προτεινόμενης και της αρχικής προσέγγισης, μέσω δεικτών απόδοσης όπως η ακρίβεια (accuracy), η πληρότητα (recall), η ακρίβεια θετικής πρόβλεψης (precision) και ο συντελεστής F1.
* Η εξαγωγή συμπερασμάτων ως προς την αποτελεσματικότητα της ενσωμάτωσης τεχνικών βαθιάς μάθησης (Deep Learning – DL) στη διαχείριση και κατανομή πόρων σε περιβάλλοντα slicing, στο πλαίσιο των δικτύων 5G και των μελλοντικών επεκτάσεών τους (π.χ. 6G).

Συνολικά, η εργασία αποσκοπεί στην ανάδειξη της δυναμικής των μεθόδων DL ως εργαλείο ενίσχυσης της αποδοτικότητας, της αξιοπιστίας και της προσαρμοστικότητας των σύγχρονων και μελλοντικών ασύρματων δικτύων.

## 1.3 Διάρθρωση της υπόλοιπης διπλωματικής εργασίας

Η παρούσα διπλωματική εργασία δομείται σε επτά κύρια κεφάλαια, το καθένα εκ των οποίων συμβάλλει στην ολοκληρωμένη κατανόηση και ανάλυση της εφαρμογής τεχνικών ML στον τεμαχισμό δικτύου (network slicing) σε περιβάλλοντα 5G. Στο δεύτερο κεφάλαιο παρατίθεται μια ιστορική αναδρομή στην εξέλιξη των κινητών δικτύων, ξεκινώντας από την πρώτη γενιά (1G) και καταλήγοντας στην τέταρτη γενιά (4G), με έμφαση στις τεχνολογικές μεταβάσεις, στα πρότυπα επικοινωνίας και στις αντίστοιχες αρχιτεκτονικές υποδομές. Το τρίτο κεφάλαιο επικεντρώνεται στην πέμπτη γενιά ασύρματων δικτύων (5G), περιγράφοντας τις βασικές τεχνολογικές καινοτομίες, την αρχιτεκτονική της νέας αυτής υποδομής, καθώς και την έννοια και σημασία του τεμαχισμού δικτύου (network slicing), ο οποίος συνιστά βασικό μηχανισμό υποστήριξης ετερογενών απαιτήσεων υπηρεσιών. Στο τέταρτο κεφάλαιο εξετάζονται εκτενώς οι τεχνικές ML και οι τρόποι με τους οποίους αυτές μπορούν να ενσωματωθούν στη διαδικασία ανάθεσης πόρων και διαχείρισης slices στα δίκτυα 5G. Ιδιαίτερη αναφορά γίνεται στις κατηγορίες εποπτευόμενης, μη εποπτευόμενης και ενισχυτικής μάθησης, καθώς και στις δυνατότητες που παρέχει η DL. Ακολούθως, το πέμπτο κεφάλαιο εισάγει το θεωρητικό υπόβαθρο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (Artifcial Neural Networks - ANNs), παρουσιάζοντας τη δομή, τη λειτουργία και τους κύριους τύπους τους. Εξετάζεται επίσης η συμβολή τους στη βελτιστοποίηση της κατανομής πόρων στο πλαίσιο του network slicing. Το έκτο κεφάλαιο αποτελεί το πειραματικό σκέλος της εργασίας. Παρουσιάζονται τα χρησιμοποιούμενα δεδομένα, τα βήματα προεπεξεργασίας, οι αρχιτεκτονικές των μοντέλων που υλοποιήθηκαν, καθώς και οι μετρικές αξιολόγησης της απόδοσης. Επιπλέον, πραγματοποιείται συγκριτική ανάλυση μεταξύ διαφορετικών παραμετροποιήσεων, ενώ εξάγονται συμπεράσματα ως προς την ακρίβεια και τη γενικευσιμότητα των αποτελεσμάτων. Τέλος, στο έβδομο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα συνολικά συμπεράσματα της εργασίας, καθώς και προτάσεις για μελλοντική ερευνητική κατεύθυνση, εστιάζοντας στις δυνατότητες περαιτέρω βελτιστοποίησης των μεθόδων και στην ενσωμάτωσή τους σε ευρύτερα περιβάλλοντα ασύρματων δικτύων επόμενης γενιάς. Η εργασία ολοκληρώνεται με παράρτημα που περιλαμβάνει την πλήρη βιβλιογραφική τεκμηρίωση και τον πηγαίο κώδικα της πειραματικής υλοποίησης.

# *2*

# **Ιστορική Αναδρομή στα Κινητά Δίκτυα: Από την 1η Γενιά έως την 4η Γενιά**

## 2.1 Εισαγωγή στα Δίκτυα Κινητής Τηλεφωνίας

Η εξέλιξη των κινητών δικτύων είναι μια πορεία που ξεκίνησε με την απλή ασύρματη φωνητική επικοινωνία και κατέληξε στις σημερινές εφαρμογές δεδομένων, βίντεο και διαδικτύου υψηλής ταχύτητας. Κάθε γενιά κινητής τεχνολογίας (Generation - G) αντιπροσωπεύει ένα σημαντικό άλμα στις τεχνολογικές δυνατότητες:

* Η 1G έφερε την αναλογική φωνητική επικοινωνία.
* Η 2G εισήγαγε την ψηφιακή μετάδοση, αυξάνοντας την ασφάλεια και παρέχοντας νέες υπηρεσίες, όπως SMS(Short Message Service).
* Η 3G [3] επέτρεψε την ανταλλαγή δεδομένων υψηλών ταχυτήτων και τη χρήση πολυμέσων.
* Η 4G έκανε πραγματικότητα τη μετάδοση δεδομένων σε ταχύτητες ευρυζωνικής σύνδεσης, υποστηρίζοντας απαιτητικές εφαρμογές όπως HD video streaming και gaming.

Σε αυτό το κεφάλαιο, θα εξετάσουμε κάθε γενιά σε βάθος και θα εξηγήσουμε τους σημαντικούς τεχνικούς όρους και τεχνολογίες που καθόρισαν την εξέλιξή της.

## 2.2 Πρώτη Γενιά Κινητής Τηλεφωνίας ( 1G )

**Ορισμός και Ιστορική Εξέλιξη**

Η πρώτη γενιά (1G) κινητής τηλεφωνίας αναφέρεται σε αναλογικά δίκτυα φωνής που αναπτύχθηκαν στις αρχές της δεκαετίας του 1980. Στηρίζεται σε κυψελωτή αρχιτεκτονική, όπου η κάλυψη επιτυγχάνεται μέσω σταθμών βάσης που εξυπηρετούν μικρές γεωγραφικές «κυψέλες». Η πρώτη εμπορική υλοποίηση έγινε από την NTT στην Ιαπωνία το 1979, ενώ το πρότυπο AMPS (Advanced Mobile Phone System) έγινε διαθέσιμο στις Ηνωμένες Πολιτείες το 1983. Στην Ευρώπη, το NMT (Nordic Mobile Telephony) εισήχθη το 1981 στη Σκανδιναβία και ακολούθησε το TACS (Total Access Communications System) στο Ηνωμένο Βασίλειο το 1985.

**Τεχνολογικά Χαρακτηριστικά και Πρότυπα**

Τα δίκτυα 1G βασίζονται αποκλειστικά σε αναλογική μετάδοση φωνής, συνήθως μέσω της τεχνικής FDMA (Frequency Division Multiple Access), όπου κάθε κλήση καταλαμβάνει ένα σταθερό εύρος ζώνης περίπου 30 kHz. Μεταξύ των κυριότερων προτύπων της εποχής συγκαταλέγονται το AMPS που λειτούργησε στις Ηνωμένες Πολιτείες στη συχνότητα των 800 MHz το 1983, το NMT το οποίο χρησιμοποιήθηκε στη Σκανδιναβία στις ζώνες 450 και 900 MHz από το 1981, το TACS που εφαρμόστηκε στο Ηνωμένο Βασίλειο στα 900 MHz το 1985 και το Radiocom 2000 που λειτούργησε στη Γαλλία στη συχνότητα των 450 MHz το 1986.

**Λειτουργίες και Περιορισμοί**

Τα δίκτυα 1G υποστήριζαν αποκλειστικά φωνητικές κλήσεις, χωρίς δυνατότητες SMS ή μετάδοσης δεδομένων. Η αναλογική μετάδοση τα έκανε ευάλωτα σε παρεμβολές, θόρυβο και υποκλοπές, καθώς δεν υπήρχε κρυπτογράφηση. Επιπλέον, η χωρητικότητα κάθε σταθμού βάσης ήταν περιορισμένη λόγω της σταθερής κατανομής καναλιών FDMA, ενώ η κάλυψη σε αστικές περιοχές απαιτούσε πυκνή ανάπτυξη σταθμών.

**Παρακμή και Μετάβαση σε 2G**

Στα μέσα–τέλη του 1990, η αυξανόμενη ζήτηση για SMS, υπηρεσίες δεδομένων και βελτίωση ποιότητας ομιλίας οδήγησε στην υιοθέτηση ψηφιακών 2G συστημάτων GSM (Global System for Mobile Communications) [4], CDMA (Code Division Multiple Access). Τα ψηφιακά πρότυπα έφεραν κρυπτογράφηση, αποδοτικότερη χρήση φάσματος (TDMA (Time Division Multiple Access), CDMA) και καλύτερη ποιότητα σήματος, καθιστώντας τα αναλογικά δίκτυα 1G ξεπερασμένα. Ένα από τα κινητά της πρώτης γενιάς φαίνεται στην Εικόνα 1.

Εικόνα που περιέχει ηλεκτρονικές συσκευές, τηλέφωνο, ηλεκτρονική συσκευή, κινητό τηλέφωνο

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

Εικόνα 1: Παλαιό κινητό πρώτης γενιάς

## ***2.3 Δεύτερη Γενιά Κινητής Τηλεφωνίας ( 2G*** )

**Ιστορική Εξέλιξη**

Το 2G εισήχθη στις αρχές της δεκαετίας του 1990 ως η πρώτη ψηφιακή πλατφόρμα κινητής τηλεφωνίας, αντικαθιστώντας τα αναλογικά δίκτυα 1G. Η πρώτη εμπορική εγκατάσταση πραγματοποιήθηκε το 1991 στη Φινλανδία από τη Radiolinja σε συνεργασία με τη Nokia, βασισμένη στο πρότυπο GSM. Στη Βόρεια Αμερική, λίγο αργότερα κυριάρχησε το IS-95 (cdmaOne). Η διάδοση του 2G επέτρεψε όχι μόνο βελτιωμένη ποιότητα φωνής, αλλά και νέες υπηρεσίες δεδομένων. Ένα από τα κινητά αυτής της γενιάς φαίνεται στην Εικόνα 2.



Εικόνα 2: Κινητό δεύτερης γενιάς

**Τεχνολογίες και Αρχιτεκτονική**

Το 2G βασίστηκε σε ψηφιακή μετάδοση φωνής, χρησιμοποιώντας δύο κύριες τεχνικές πολλαπλής πρόσβασης: την τεχνική GSM, η οποία βασίζεται στο TDMA και λειτουργεί στις συχνότητες 900/1800 MHz (και 850/1900 MHz στην Αμερική) και την τεχνική IS-95, γνωστή και ως cdmaOne, η οποία χρησιμοποιεί την τεχνολογία CDMA και λειτουργεί στις συχνότητες 800/1900 MHz.

**Υπηρεσίες και Χαρακτηριστικά**

Πέραν της ψηφιακής φωνής, το 2G εισήγαγε νέες υπηρεσίες όπως το SMS, που επέτρεπε την ανταλλαγή απλών κειμένων έως 160 χαρακτήρες, το MMS (Multimedia Messaging Service) για αποστολή φωτογραφιών, ήχου και βίντεο, το GPRS (General Packet Radio Service), γνωστό και ως 2.5G, που παρείχε πακετοβιομηχανική μετάδοση δεδομένων με ταχύτητες έως περίπου 60 kbps, καθώς και το EDGE ή 2.75G, το οποίο αξιοποιούσε διαμόρφωση 8PSK για την επίτευξη ταχυτήτων έως και 237 kbps.

**Ασφάλεια**

Το 2G υποστήριξε ψηφιακή κρυπτογράφηση φωνής με αλγόριθμους A5/1, A5/2. Η πιστοποίηση στο δίκτυο βασίζεται στο κλειδί Ki που φυλάσσεται στην SIM, αλλά έχουν εντοπιστεί ευπάθειες σε αδύναμες υλοποιήσεις και επιθέσεις τύπου IMSI(International Mobile Subscriber Identity)-catcher.

**Πλεονεκτήματα & Περιορισμοί**

Ο Πίνακας 1 παρουσιάζει συνοπτικά τα βασικά πλεονεκτήματα και τους περιορισμούς της τεχνολογίας κινητής τηλεφωνίας δεύτερης γενιάς (2G). Η μετάβαση από την αναλογική στην ψηφιακή μετάδοση έφερε σημαντικές βελτιώσεις, οι οποίες όμως συνοδεύονται και από περιορισμούς.

Πίνακας 1: Πλεονεκτήματα & Περιορισμοί του 2G

|  |  |
| --- | --- |
| Πλεονεκτήματα | Περιορισμοί |
| Ψηφιακή ποιότητα φωνής και μειωμένος θόρυβος | Περιορισμένες ταχύτητες δεδομένων (έως ~237 kbps) |
| Υποστήριξη SMS/MMS και πακέτων δεδομένων | Καθυστερήσεις (latency) σε εφαρμογές real-time |
| Ενισχυμένη ασφάλεια σε σχέση με 1G | Ευπάθειες σε αδύναμες υλοποιήσεις κρυπτογράφησης |
| Παγκόσμια διαλειτουργικότητα GSM | Φθίνουσα ζήτηση – σταδιακή απόσυρση από παρόχους |

## 2.4 Τρίτη Γενιά Κινητής Τηλεφωνίας ( 3G )

**Ιστορικό και Εξέλιξη**

Η τρίτη γενιά κινητών δικτύων (3G) αναπτύχθηκε με στόχο την παροχή ευρυζωνικών υπηρεσιών μέσω κινητών συσκευών, υπερβαίνοντας τα όρια των ψηφιακών 2G δικτύων. Το πρώτο εμπορικό δίκτυο 3G λειτούργησε το 2001 στην Ιαπωνία (NTT DoCoMo, W-CDMA). Μέσα στην επόμενη τριετία ακολούθησαν η Ευρώπη (UMTS (Universal Mobile Telecommunications System) βασισμένο σε W-CDMA), οι Η.Π.Α. (CDMA2000 1x [5]) και η Κίνα (TD-SCDMA). Από το 2005 ο ευρύς διάδοχος του UMTS, το HSPA (High Speed Packet Access), ενίσχυσε σημαντικά τις ταχύτητες μετάδοσης, προοιωνίζοντας την πορεία προς το 4G. Στην Εικόνα 3 φαίνεται ένα από τα κινητά της τρίτης γενιάς.

Εικόνα που περιέχει κινητό τηλέφωνο, γκάτζετ, φορητή συσκευή επικοινωνίας, κινητή συσκευή

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

Εικόνα 3: Κινητό τρίτης γενιάς (Apple iPhone 3G)

**Κύριες Τεχνολογίες και Πρότυπα**

Οι κύριες τεχνολογίες και πρότυπα της τρίτης γενιάς κινητής τηλεφωνίας περιλαμβάνουν το W-CDMA / UMTS το οποίο αποτέλεσε το βασικό πρότυπο στην Ευρώπη και την Ιαπωνία με εύρος 5 MHz ανά κανάλι, το CDMA2000 1x, μια εξέλιξη του ψηφιακού CDMA της δεύτερης γενιάς που έγινε ιδιαίτερα δημοφιλές στη Βόρεια Αμερική και λειτουργεί με εύρος 1.25 MHz, το TD-SCDMA, μια κινεζική πρόταση που συνδυάζει διαίρεση χρόνου (TDMA) με διαίρεση κώδικα (CDMA) καθώς και τις εξελίξεις του UMTS γνωστές ως HSPA και HSPA+, με το HSDPA (High Speed Downlink Packet Access) να προσφέρει ταχύτητες λήψης έως 14.4 Mbps, το HSUPA (High Speed Uplink Packet Access) ταχύτητες αποστολής έως 5.8 Mbps, και το HSPA+ να αγγίζει θεωρητικά τα 42 Mbps για λήψη δεδομένων.

**Αρχιτεκτονική Δικτύου**

Το δίκτυο 3G διαχωρίζεται σε δύο βασικά επίπεδα: το Radio Access Network (RAN) και το Core Network (CN). Το RAN περιλαμβάνει τους σταθμούς Node B, δηλαδή αναλογικούς ή ψηφιακούς πομποδέκτες που συνδέουν τους χρήστες με το δίκτυο, καθώς και τον ελεγκτή Radio Network Controller (RNC), ο οποίος είναι υπεύθυνος για τη διαχείριση των πόρων ραδιοζώνης, τις διαδικασίες handover και την κωδικοποίηση του σήματος. Το Core Network (CN), από την άλλη πλευρά, περιλαμβάνει το MSC (Mobile Switching Center) και το VLR (Visitor Location Register) για τη διαχείριση των φωνητικών κλήσεων και της προσωρινής θέσης των συνδρομητών, καθώς και τους κόμβους SGSN (Serving GPRS Support Node) και GGSN (Gateway GPRS Support Node), οι οποίοι αναλαμβάνουν τη δρομολόγηση των δεδομένων IP, τη χρέωση, την ασφάλεια και τη σύνδεση με το διαδίκτυο.

**Υπηρεσίες και Απόδοση**

Οι υπηρεσίες περιλαμβάνουν κλήσεις φωνής με ψηφιακή μεταγωγή και υποστήριξη QoS, βιντεοκλήσεις με μετάδοση εικόνας σε πραγματικό χρόνο, καθώς και δεδομένα Internet με αρχική ταχύτητα έως 384 kbps για κινητούς χρήστες και έως 2 Mbps σε σταθερή θέση. Επιπλέον, υποστηρίζονται υπηρεσίες πολυμέσων υψηλής ποιότητας όπως MMS και Mobile TV μέσω HSPA.

**Πλεονεκτήματα και Περιορισμοί**

Τα πλεονεκτήματα περιλαμβάνουν την παγκόσμια διαλειτουργικότητα (roaming), την υποστήριξη ευρυζωνικών εφαρμογών όπως video streaming, e-mail και περιήγηση στο διαδίκτυο, καθώς και την προηγμένη διαχείριση QoS. Από την άλλη πλευρά, οι περιορισμοί περιλαμβάνουν την υψηλή καθυστέρηση (latency περίπου 100–150 ms), την περιορισμένη χωρητικότητα φάσματος σε σύγκριση με τα δίκτυα 4G και την πολύπλοκη υποδομή, η οποία συνεπάγεται αυξημένο κόστος εγκατάστασης.

**Μετάβαση στο 4G και Επόμενα Βήματα**

Οι ανάγκες για ακόμη υψηλότερες ταχύτητες, χαμηλότερη καθυστέρηση και βελτιωμένη χωρητικότητα οδήγησαν στην υιοθέτηση του LTE [6] (Long Term Evolution) από το 2009 και εντεύθεν. Σήμερα τα δίκτυα 3G σταδιακά απενεργοποιούνται, παραδίδοντας τη θέση τους σε 4G και 5G υπηρεσίες.

## 2.5 Τέταρτη Γενιά Κινητής Τηλεφωνίας ( 4G )

**Ιστορική Αναδρομή**

Η τέταρτη γενιά κινητών δικτύων (4G) ξεκίνησε να αναπτύσσεται στα τέλη της δεκαετίας του 2000, με στόχο την υποστήριξη υψηλών ταχυτήτων δεδομένων και υπηρεσιών πολυμέσων. Το πρώτο εμπορικό δίκτυο 4G βασισμένο στο πρότυπο LTE λανσαρίστηκε το 2009 από τη σουηδική TeliaSonera στη Στοκχόλμη και το Όσλο. Στη συνέχεια, μέσα στην επόμενη τριετία, μεγάλοι φορείς παγκοσμίως αναβάθμισαν τα 3G δίκτυά τους σε LTE, ενώ παράλληλα αναπτύχθηκαν οι επεκτάσεις LTE-Advanced για επιδόσεις gigabit. Στην Εικόνα 4 φαίνεται ένα από τα κινητά της τέταρτης γενιάς.

Εικόνα που περιέχει ηλεκτρονικές συσκευές, κείμενο, κινητό τηλέφωνο, φορητή συσκευή επικοινωνίας

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

Εικόνα 4: Κινητό τέταρτης γενιάς (Samsung Galaxy S II Skyrocket)

**Αρχιτεκτονική Δικτύου**

Το 4G εισήγαγε ένα αποκλειστικά IP–based δίκτυο, γνωστό ως Evolved Packet Core (EPC), στο οποίο η φωνή, το βίντεο και τα δεδομένα μεταφέρονται ως πακέτα IP. Το σύστημα περιλαμβάνει τον τερματικό εξοπλισμό του χρήστη, δηλαδή έξυπνες συσκευές με LTE modem. Το eNodeB (Evolved Node B) λειτουργεί ως συνδυασμός των παραδοσιακών BTS και BSC, διαχειριζόμενο όλα τα ραδιο-επίπεδα καθώς και τη κινητικότητα. Ο πυρήνας του δικτύου (EPC) αποτελείται από το MME (Mobility Management Entity), υπεύθυνο για τη διαχείριση σύνδεσης, τον έλεγχο ταυτότητας και τις αλλαγές κυψέλης (handover), το SGW (Serving Gateway), που δρομολογεί τα δεδομένα του χρήστη προς το eNodeB, και το PGW (PDN Gateway), το οποίο λειτουργεί ως πύλη προς το διαδίκτυο ή προς το IMS (Instant Message) για υπηρεσίες φωνής όπως το VoLTE [7]. Τέλος, το HSS (Home Subscriber Server) αποθηκεύει τα προφίλ των συνδρομητών και τις πολιτικές QoS.

**Τεχνικές Πολλαπλής Πρόσβασης**

Το 4G υιοθετεί ψηφιακές τεχνικές πολλαπλής πρόσβασης με στόχο την αυξημένη φασματική απόδοση. Συγκεκριμένα, στο downlink χρησιμοποιείται η τεχνική OFDMA (Orthogonal Frequency Division Multiple Access) [8], η οποία διαχωρίζει τα φέροντα σε υπο-φορείς, ενώ στο uplink εφαρμόζεται η τεχνική SC-FDMA (Single Carrier FDMA), η οποία προσφέρει μειωμένο λόγο κορυφής προς μέσο όρο ισχύος (PAPR – Peak-to-Average Power Ratio). Παράλληλα, αξιοποιείται η τεχνολογία MIMO (Multiple-Input Multiple-Output), η οποία επιτρέπει τη χρήση πολλαπλών κεραιών – όπως διατάξεις 2×2, 4×4 ή ακόμη και 8×8 – για την αύξηση της ροής δεδομένων και τη βελτίωση της αξιοπιστίας της επικοινωνίας.

**Επιδόσεις και Χαρακτηριστικά**

Τα δίκτυα 4G προσφέρουν σημαντικά βελτιωμένη εμπειρία χρήστη σε σχέση με το 3G, με χαρακτηριστικά που ενισχύουν την απόδοση και την ποιότητα των υπηρεσιών. Η ταχύτητα downlink φτάνει έως και 100 Mbps στο Release 8 και μπορεί να αγγίξει το 1 Gbps σε υλοποιήσεις LTE-Advanced με χρήση carrier aggregation. Αντίστοιχα, η ταχύτητα uplink αγγίζει τα 50 Mbps στο Release 8 και φτάνει έως και 500 Mbps σε μεταγενέστερες επεκτάσεις. Η καθυστέρηση (latency) έχει μειωθεί σημαντικά, με τιμές κάτω από 10 ms στο ραδιοδίκτυο και περίπου 20–30 ms σε end-to-end επικοινωνία. Η τεχνολογία VoLTE (Voice over LTE) επιτρέπει τη μετάδοση φωνής υψηλής ποιότητας μέσω IP πακέτων, προσφέροντας ταχύτατη εγκατάσταση κλήσης σε λιγότερο από ένα δευτερόλεπτο. Επιπλέον, η φασματική απόδοση αγγίζει τα 15 bps/Hz στο downlink, ενώ τεχνολογίες όπως το carrier aggregation και το Licensed Assisted Access (LAA) συμβάλλουν περαιτέρω στην ενίσχυση της συνολικής απόδοσης.

**Πρότυπα και Εξέλιξη**

Το 4G καθορίστηκε αρχικά από τις προδιαγραφές των 3GPP Rel-8 και Rel-9, που ορίζουν το βασικό πλαίσιο του LTE. Στη συνέχεια, η εξέλιξη του προτύπου συνεχίστηκε με το LTE-Advanced (Rel-10 και Rel-11), το οποίο εισήγαγε δυνατότητες όπως το carrier aggregation, τη χρήση relay nodes και την υποστήριξη ταχυτήτων επιπέδου gigabit. Ακολούθησε το LTE-Advanced Pro (Rel-13 και μεταγενέστερα), το οποίο ενσωμάτωσε τεχνολογίες όπως το eMTC (Enhanced Machine-Type Communication) και το NB-IoT για εφαρμογές στο Διαδίκτυο των Πραγμάτων (Internet of Things - IoT), τη χρήση μη αδειοδοτημένων φασμάτων μέσω LAA, καθώς και βελτιωμένο MIMO. Τέλος, το 5G NSA (Non-Standalone) εισήγαγε έναν υβριδικό τρόπο υλοποίησης, όπου το δίκτυο 5G χρησιμοποιεί το υφιστάμενο LTE ως anchor για τα σήματα ελέγχου, επιταχύνοντας έτσι την ανάπτυξη και την υιοθέτηση των δικτύων πέμπτης γενιάς.

**Συμπεράσματα**

Το 4G εισήγαγε την αποκλειστικά IP–based αρχιτεκτονική, υψηλές ταχύτητες και χαμηλές καθυστερήσεις, επιτρέποντας υπηρεσίες video streaming, gaming και IoT σε κλίμακα. Οι εξελίξεις LTE-Advanced και LTE-Advanced Pro έθεσαν τις βάσεις για το σημερινό 5G, εξασφαλίζοντας συνεχή βελτίωση των δυνατοτήτων των κινητών δικτύων. Η Εικόνα 5 αποτυπώνει πληροφορίες για κάθε γενιά κινητής τηλεφωνίας και παρέχει την δυνατότητα συγκρίσεων.

Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, λογισμικό, γραμματοσειρά

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

Εικόνα 5: Συγκριτικός πίνακας τεχνικών χαρακτηριστικών των δικτύων 1G, 2G, 3G και 4G (με ένδειξη του 5G για πληρότητα)

# *3*

# **Πέμπτη Γενιά Δικτύων Κινητής Τηλεφωνίας (5G )**

## 3.1 Εισαγωγή

Η τεχνολογία **5G** [9] αποτελεί ένα **κομβικό σημείο** στην εξέλιξη των τηλεπικοινωνιών, φέρνοντας **ριζικές αλλαγές** στον τρόπο με τον οποίο συνδεόμαστε και χρησιμοποιούμε τις ψηφιακές υπηρεσίες. Σε αντίθεση με τις προηγούμενες γενιές, το **5G δεν επικεντρώνεται μόνο στην αύξηση της ταχύτητας**, αλλά και στη **βελτίωση της συνολικής εμπειρίας επικοινωνίας**, εξασφαλίζοντας **υψηλή αξιοπιστία, ελάχιστη καθυστέρηση και βέλτιστη διαχείριση των πόρων του δικτύου**. Το γεγονός ότι το **5G υποστηρίζει τεράστιο αριθμό ταυτόχρονων συνδέσεων** καθιστά εφικτή την υλοποίηση των **έξυπνων πόλεων**, των **αυτοματοποιημένων βιομηχανιών** και των **συνδεδεμένων οχημάτων**, ενώ παράλληλα δίνει ώθηση σε **καινοτόμες εφαρμογές** όπως η **τηλεϊατρική, η εικονική πραγματικότητα (Virtual Reality - VR) και η επαυξημένη πραγματικότητα (Augmented Reality - AR)**. Παρά τις τεράστιες δυνατότητες, το 5G απαιτεί **εκτεταμένες υποδομές και σημαντικές επενδύσεις**, ενώ προκλήσεις όπως η **ασφάλεια των δεδομένων, η προστασία της ιδιωτικότητας και η διαχείριση του φάσματος συχνοτήτων** παραμένουν κρίσιμα ζητήματα που πρέπει να αντιμετωπιστούν. Ωστόσο, με τη συνεχή ανάπτυξη και εξέλιξη των δικτύων 5G, η τεχνολογία αυτή αναμένεται να διαμορφώσει ένα **νέο ψηφιακό οικοσύστημα**, αλλάζοντας ριζικά τον τρόπο που λειτουργούν η κοινωνία και η οικονομία.

## 3.2 Βασικές Τεχνολογίες του 5G

Η τεχνολογία 5G αξιοποιεί ένα σύνολο προηγμένων τεχνολογιών που της επιτρέπουν να προσφέρει υψηλότερες ταχύτητες, μικρότερη καθυστέρηση και αυξημένη συνδεσιμότητα. Αρχικά, χρησιμοποιούνται χιλιοστομετρικά κύματα (mmWave), δηλαδή συχνότητες στο φάσμα των 24 GHz έως 100 GHz, τα οποία επιτρέπουν την επίτευξη εξαιρετικά υψηλών ταχυτήτων μετάδοσης δεδομένων, αν και με περιορισμένη εμβέλεια και αυξημένη ευαισθησία σε εμπόδια. Παράλληλα, το 5G λειτουργεί σε τρεις βασικές φασματικές ζώνες – χαμηλές, μεσαίες και υψηλές συχνότητες – προσφέροντας ευελιξία μεταξύ κάλυψης και απόδοσης, με τις χαμηλές να εξασφαλίζουν μεγάλη εμβέλεια και οι υψηλές εξαιρετικές ταχύτητες. Η χρήση της τεχνολογίας Massive MIMO [10] επιτρέπει την ταυτόχρονη εξυπηρέτηση πολλαπλών χρηστών μέσω πολλαπλών κεραιών ανά σταθμό βάσης, αυξάνοντας σημαντικά την απόδοση και τη φασματική αποδοτικότητα. Το beamforming [11], με τη σειρά του, επιτρέπει τη δυναμική κατεύθυνση των σημάτων προς τους χρήστες, βελτιώνοντας την ποιότητα επικοινωνίας και μειώνοντας τις παρεμβολές. Το network slicing [12] αποτελεί μία από τις πιο καινοτόμες δυνατότητες του 5G, επιτρέποντας τη δημιουργία εικονικών δικτύων προσαρμοσμένων σε διαφορετικές υπηρεσίες και απαιτήσεις, όπως για παράδειγμα οι εφαρμογές χαμηλής καθυστέρησης ή η μαζική διασύνδεση συσκευών. Η υποστήριξη URLLC [13] είναι κρίσιμη για εφαρμογές όπου απαιτείται σχεδόν άμεση απόκριση, όπως η τηλεχειρουργική ή ο βιομηχανικός αυτοματισμός, ενώ η δυνατότητα υποστήριξης του IoT μέσα από το πρότυπο mMTC καθιστά το 5G ικανό να εξυπηρετήσει τεράστιο αριθμό συνδεδεμένων συσκευών με χαμηλή κατανάλωση ενέργειας. Επιπλέον, η ενσωμάτωση του edge computing [14] επιτρέπει την επεξεργασία δεδομένων κοντά στον τελικό χρήστη, μειώνοντας την καθυστέρηση και αυξάνοντας την ταχύτητα απόκρισης σε απαιτητικές εφαρμογές. Τέλος, η τεχνολογία δυναμικής διαμοίρασης φάσματος (DSS) διευκολύνει την ομαλή μετάβαση από τα υπάρχοντα δίκτυα LTE στο 5G, επιτρέποντας την ταυτόχρονη χρήση του ίδιου φάσματος χωρίς ανάγκη άμεσης αναβάθμισης του εξοπλισμού.

**Συμπέρασμα**

Η τεχνολογία 5G δεν αφορά μόνο μεγαλύτερες ταχύτητες, αλλά μια συνολική αναβάθμιση του τρόπου με τον οποίο επικοινωνούμε και συνδεόμαστε. Χάρη στις προηγμένες τεχνολογίες όπως το Massive MIMO, το beamforming και το network slicing, επιτρέπει νέες εφαρμογές που αλλάζουν ριζικά τους τομείς των τηλεπικοινωνιών, της βιομηχανίας, της ιατρικής και των έξυπνων πόλεων.

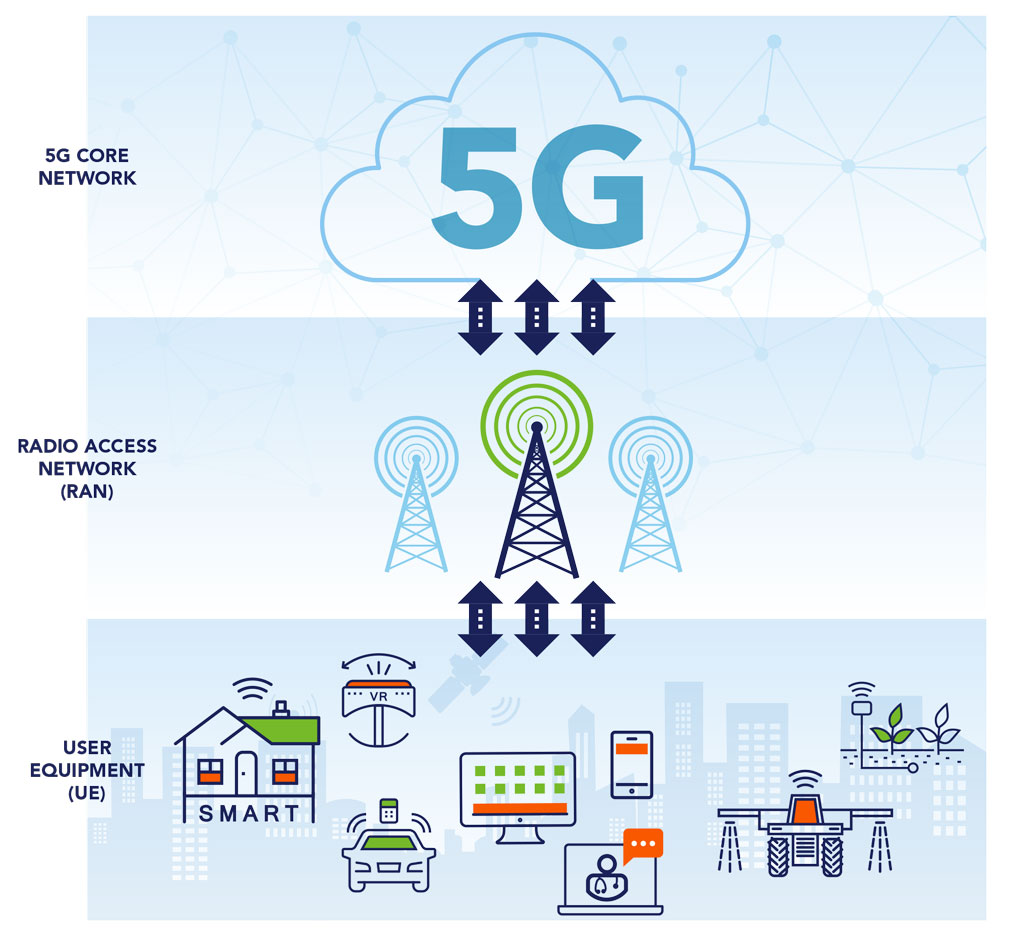
## 3.3 Αρχιτεκτονική του 5G: Αναλυτική Παρουσίαση

Η αρχιτεκτονική του δικτύου 5G (5th Generation Mobile Networks) αποτελεί μία επαναστατική εξέλιξη στον τομέα των τηλεπικοινωνιών, εισάγοντας νέες τεχνολογίες και δομές για την υποστήριξη εξαιρετικά υψηλών ταχυτήτων δεδομένων, χαμηλής καθυστέρησης και τεράστιου αριθμού συνδεδεμένων συσκευών. Σε αντίθεση με τα προηγούμενα δίκτυα (4G LTE, 3G, κ.λπ.), το 5G βασίζεται σε μια ετερογενή και αρθρωτή αρχιτεκτονική που ενσωματώνει τεχνολογίες αιχμής, όπως η εικονικοποίηση Λειτουργιών Δικτύου (Network Function Virtualization - NFV), η υποστήριξη Δικτύωσης μέσω Λογισμικού (Software-Defined Networking - SDN), και Multi-access Edge Computing (MEC).

### 3.3.1 Στοιχεία και Βασικά Συστατικά της Αρχιτεκτονικής του 5G

Η αρχιτεκτονική του 5G αποτελείται από δύο κύρια μέρη (Εικόνα 6):

* Δίκτυο Πρόσβασης μέσω RAN
* Δίκτυο Κορμού (Core Network - 5GC)



Εικόνα 6: Αρχιτεκτονική του 5G

**α1) Δίκτυο Πρόσβασης μέσω Ραδιοκυμάτων (5G RAN)**

Το RAN είναι υπεύθυνο για τη σύνδεση των τελικών χρηστών, όπως κινητές συσκευές, συσκευές IoT και βιομηχανικοί αισθητήρες, με το υπόλοιπο δίκτυο. Ένα από τα βασικά χαρακτηριστικά του RAN στο πλαίσιο του 5G είναι η αξιοποίηση νέων ζωνών συχνοτήτων. Συγκεκριμένα, το 5G λειτουργεί σε τρεις διακριτές φασματικές περιοχές: τη χαμηλή ζώνη κάτω από το 1 GHz, η οποία προσφέρει μεγάλη γεωγραφική κάλυψη και ισχυρή διείσδυση μέσα σε κτίρια· τη μεσαία ζώνη από 1 έως 6 GHz (γνωστή και ως C-band), η οποία επιτυγχάνει ισορροπία μεταξύ ταχύτητας και εμβέλειας· και την υψηλή ζώνη άνω των 24 GHz (mmWave), η οποία επιτρέπει εξαιρετικά υψηλές ταχύτητες μετάδοσης δεδομένων αλλά με περιορισμένο εύρος κάλυψης. Η αρχιτεκτονική του 5G RAN περιλαμβάνει επίσης διαφορετικούς τύπους κεραίων και κυψελών. Οι μακρο-κυψέλες (Macro Cells) εξυπηρετούν μεγάλες περιοχές με ισχυρή εκπομπή σήματος, ενώ οι μικρο-κυψέλες (Small Cells) τοποθετούνται κυρίως σε αστικές περιοχές υψηλής πυκνότητας για την ενίσχυση της χωρητικότητας του δικτύου. Τεχνολογίες όπως το beamforming χρησιμοποιούνται για τη βελτιστοποίηση της μετάδοσης, επιτρέποντας στο σήμα να κατευθύνεται στοχευμένα προς τις συσκευές των χρηστών, μειώνοντας τις παρεμβολές και αυξάνοντας την αποδοτικότητα. Επιπλέον, η εφαρμογή του Massive MIMO δίνει τη δυνατότητα ταυτόχρονης επικοινωνίας με πολλαπλές συσκευές, αυξάνοντας σημαντικά τη συνολική φασματική και λειτουργική απόδοση του δικτύου.

**α2) Δίκτυο Κορμού (5G Core - 5GC)**

Το δίκτυο κορμού του 5G αποτελεί μια πλήρως ανασχεδιασμένη αρχιτεκτονική σε σύγκριση με εκείνη του 4G LTE, καθώς έχει υλοποιηθεί με βάση τις αρχές του cloud-native σχεδιασμού και βασίζεται στην Service-Based Architecture (SBA). Ένα από τα βασικά του χαρακτηριστικά είναι η SDN, η οποία επιτρέπει τη δυναμική διαχείριση της κυκλοφορίας και την ευέλικτη κατανομή των πόρων σε πραγματικό χρόνο. Παράλληλα, αξιοποιείται η NFV, η οποία αντικαθιστά τον εξειδικευμένο υλικοτεχνικό εξοπλισμό με λογισμικές λύσεις, μειώνοντας σημαντικά το κόστος και αυξάνοντας την ευελιξία στη διαχείριση των υπηρεσιών. Ιδιαίτερη σημασία έχει και η δυνατότητα για διαμερισμό του δικτύου (network slicing), μέσω της οποίας το 5G μπορεί να υποστηρίζει ταυτόχρονα πολλαπλά εικονικά δίκτυα με διαφορετικά χαρακτηριστικά και απαιτήσεις. Έτσι, είναι εφικτή η ταυτόχρονη εξυπηρέτηση εφαρμογών που αφορούν, για παράδειγμα, έξυπνες πόλεις, βιομηχανικά περιβάλλοντα IoT ή υπηρεσίες χαμηλής καθυστέρησης. Τέλος, το 5G Core ενσωματώνει την υποστήριξη του πρωτοκόλλου IPv6 για πιο ευέλικτη και κλιμακούμενη διευθυνσιοδότηση, ενώ η ενσωμάτωση του edge computing μειώνει δραστικά την καθυστέρηση, φέρνοντας την επεξεργασία δεδομένων πιο κοντά στον τελικό χρήστη.

**β) Ασφάλεια και Προστασία Δεδομένων στο 5G [15]**

Το δίκτυο 5G ενσωματώνει εξελιγμένες τεχνολογίες για τη διασφάλιση της ακεραιότητας και της εμπιστευτικότητας των δεδομένων, ανταποκρινόμενο στις αυξημένες απαιτήσεις ασφάλειας των σύγχρονων υποδομών. Συγκεκριμένα, αξιοποιεί μεθοδολογίες όπως η κρυπτογράφηση από άκρο σε άκρο (End-to-End Encryption), η οποία εξασφαλίζει ότι τα δεδομένα παραμένουν προστατευμένα καθ’ όλη τη διάρκεια της μεταφοράς τους, αποτρέποντας μη εξουσιοδοτημένη πρόσβαση. Επιπλέον, η αρχιτεκτονική μηδενικής εμπιστοσύνης (Zero Trust Architecture - ZTA) εφαρμόζεται για την ενίσχυση του επιπέδου ασφαλείας μεταξύ των συσκευών και του δικτύου, υιοθετώντας την αρχή ότι καμία οντότητα δεν θεωρείται αξιόπιστη εξ ορισμού, ανεξαρτήτως της τοποθεσίας ή του ρόλου της στο δίκτυο. Τέλος, αξιοσημείωτη είναι η εισαγωγή τεχνολογιών Τεχνητής Νοημοσύνης (Artificial Intelligence – AI) για σκοπούς ασφάλειας (Artificial Intelligence for Security - AISec), μέσω των οποίων επιτυγχάνεται έγκαιρη ανίχνευση και απόκριση σε επιθέσεις, αξιοποιώντας αλγορίθμους ML για την αναγνώριση πρότυπων κακόβουλης δραστηριότητας.

**γ) Εφαρμογές της Τεχνολογίας 5G**

Η αρχιτεκτονική του 5G, με τη δυναμική και αρθρωτή της δομή, δημιουργεί τις προϋποθέσεις για την υλοποίηση ενός ευρέος φάσματος καινοτόμων εφαρμογών που καλύπτουν κρίσιμους τομείς της κοινωνικής και οικονομικής ζωής. Οι εφαρμογές αυτές βασίζονται στις δυνατότητες που προσφέρει το 5G σε ό,τι αφορά την υψηλή ταχύτητα μετάδοσης δεδομένων, την ελαχιστοποίηση της καθυστέρησης και τη δυνατότητα μαζικής συνδεσιμότητας. Πρωτίστως, η τεχνολογία 5G υποστηρίζει την ανάπτυξη «έξυπνων πόλεων» (Smart Cities), μέσω της υιοθέτησης συστημάτων για την αποδοτική διαχείριση ενέργειας, της βελτιστοποίησης της κυκλοφορίας και της ενίσχυσης της βιωσιμότητας των αστικών υποδομών. Η ενσωμάτωση αισθητήρων και διασυνδεδεμένων συσκευών επιτρέπει την παρακολούθηση και ρύθμιση παραμέτρων σε πραγματικό χρόνο, συμβάλλοντας στην αποτελεσματικότερη παροχή υπηρεσιών στους πολίτες. Επιπλέον, το 5G καθιστά εφικτή την ασφαλή και αξιόπιστη επικοινωνία μεταξύ αυτόνομων οχημάτων (Autonomous Vehicles), τα οποία απαιτούν εξαιρετικά χαμηλή καθυστέρηση για την επεξεργασία δεδομένων σε πραγματικό χρόνο. Η διαλειτουργικότητα μεταξύ οχημάτων και υποδομών (vehicle-to-everything, V2X) εξαρτάται απόλυτα από τις δυνατότητες της τεχνολογίας αυτής για την αποφυγή συγκρούσεων, την αποτελεσματική πλοήγηση και τη γενική ασφάλεια στον δρόμο. Ένας ακόμη τομέας που επωφελείται σημαντικά είναι το Βιομηχανικό Διαδίκτυο των Πραγμάτων (Industrial Internet of Things – IIoT). Μέσω της υιοθέτησης του 5G, οι βιομηχανικές εγκαταστάσεις μπορούν να ενσωματώσουν ευφυή συστήματα αυτοματισμού, επιτυγχάνοντας υψηλότερα επίπεδα παραγωγικότητας, προβλεπτική συντήρηση του εξοπλισμού και άμεση ανάλυση των δεδομένων που συλλέγονται από τους αισθητήρες. Τέλος, ιδιαίτερη σημασία παρουσιάζει η συμβολή του 5G στην υποστήριξη εφαρμογών AR και VR. Οι τεχνολογίες αυτές αξιοποιούνται σε πεδία όπως η ψυχαγωγία (gaming και streaming), η εκπαίδευση μέσω διαδραστικών εμπειριών, καθώς και η τηλεϊατρική, όπου οι παρεχόμενες υπηρεσίες βασίζονται στην ακριβή και άμεση μετάδοση δεδομένων με υψηλή αξιοπιστία**.**

**Συμπέρασμα**

Η αρχιτεκτονική του 5G αποτελεί μία τεράστια τεχνολογική καινοτομία που επαναπροσδιορίζει τις επικοινωνίες. Με τη χρήση τεχνολογιών όπως η NFV, SDN, MEC και Network Slicing, επιτυγχάνει εξαιρετικές ταχύτητες, χαμηλή καθυστέρηση και μαζική συνδεσιμότητα, επιτρέποντας την ανάπτυξη νέων εφαρμογών που θα μεταμορφώσουν την καθημερινότητά μας. Το μέλλον του 5G υπόσχεται ακόμα μεγαλύτερη ενσωμάτωση με AI, blockchain και δορυφορικά δίκτυα, προσφέροντας έναν πλήρως συνδεδεμένο κόσμο.

## 3.4 Διαχείριση και Κατανομή Πόρων στο 5G

Η διαχείριση και η κατανομή πόρων στα δίκτυα 5G αποτελεί έναν από τους σημαντικότερους παράγοντες για την αποδοτική λειτουργία των σύγχρονων τηλεπικοινωνιακών συστημάτων. Το 5G έχει σχεδιαστεί για να υποστηρίζει υψηλέςταχύτητεςμετάδοσηςδεδομένων,ελάχιστηκαθυστέρησηκαιαξιοπιστία, ενώ παράλληλα εξυπηρετεί ένα τεράστιο πλήθος διασυνδεδεμένων συσκευών. Για την επίτευξη αυτών των στόχων, απαιτούνται προηγμένες τεχνικές διαχείρισης των διαθέσιμων πόρων.

**α) Βασικές Αρχές και Προκλήσεις της Διαχείρισης Πόρων στο 5G**

Στα 5G δίκτυα, οι πόροι που πρέπει να διαχειρίζονται περιλαμβάνουν:

* **Ραδιοφάσμα** (διαφορετικές ζώνες συχνοτήτων),
* **Δικτυακούς πόρους** (π.χ. εύρος ζώνης, ισχύς εκπομπής),
* **Υπολογιστικούς πόρους** (π.χ. επεξεργαστική ισχύς, αποθηκευτικός χώρος).

Η αποτελεσματική διαχείριση πόρων στα δίκτυα πέμπτης γενιάς συνιστά κρίσιμο παράγοντα για την επίτευξη των επιδιωκόμενων επιδόσεων και την υποστήριξη ενός ευρέος φάσματος υπηρεσιών και εφαρμογών. Ωστόσο, η πολυπλοκότητα και η ποικιλομορφία των σύγχρονων τηλεπικοινωνιακών αναγκών εισάγουν σημαντικές προκλήσεις, οι οποίες απαιτούν σύνθετες και ευέλικτες προσεγγίσεις. Πρώτον, η βέλτιστη αξιοποίηση του διαθέσιμου φάσματος παραμένει μια από τις βασικότερες προκλήσεις. Η εκρηκτική αύξηση της ζήτησης για δεδομένα, σε συνδυασμό με τους περιορισμούς του φασματικού χώρου, καθιστούν απαραίτητη την υιοθέτηση τεχνικών που διασφαλίζουν την αποδοτική και δυναμική χρήση των φασματικών πόρων, τόσο σε χρονικό όσο και σε γεωγραφικό επίπεδο. Δεύτερον, η ανάγκη εξυπηρέτησης ετερογενών υπηρεσιών δημιουργεί πρόσθετες απαιτήσεις. Οι εφαρμογές που λειτουργούν στο πλαίσιο του 5G διαφοροποιούνται σημαντικά ως προς τις τεχνικές τους προδιαγραφές — άλλες απαιτούν υψηλό εύρος ζώνης (π.χ. video streaming), άλλες εξαιρετικά χαμηλή καθυστέρηση (π.χ. αυτόνομα οχήματα), ενώ κάποιες στοχεύουν στη μαζική συνδεσιμότητα (π.χ. αισθητήρες IoT). Η διαχείριση αυτών των διαφορών καθιστά αναγκαία την υιοθέτηση μηχανισμών QoS και εξειδικευμένων πολιτικών πόρων. Τρίτον, η ανάγκη για δυναμική και προσαρμοστική κατανομή πόρων σε πραγματικό χρόνο αποτελεί ακόμα μία σημαντική πρόκληση. Τα 5G δίκτυα καλούνται να ανταποκριθούν στις διαρκώς μεταβαλλόμενες συνθήκες ζήτησης και κυκλοφορίας, προσαρμόζοντας την εκχώρηση πόρων βάσει παρατηρούμενων ή προβλεπόμενων φορτίων, διατηρώντας παράλληλα σταθερή ποιότητα υπηρεσίας. Τέλος, η ολοκλήρωση και συνύπαρξη πολλαπλών τεχνολογιών αποτελεί έναν ακόμη κρίσιμο παράγοντα. Η σύζευξη κυψελωτών και μη κυψελωτών τεχνολογιών (όπως Wi-Fi, δορυφορική επικοινωνία ή fixed wireless access) απαιτεί τη δημιουργία ενός ενοποιημένου πλαισίου διαχείρισης που να εξασφαλίζει τη συνεργατική χρήση πόρων και την απρόσκοπτη εμπειρία χρήστη ανεξαρτήτως υποδομής.

**β) Προσαρμογή Διαχείρισης Πόρων σε Διαφορετικές Κατηγορίες Υπηρεσιών**

Η στρατηγική κατανομής πόρων ποικίλει ανάλογα με τον τύπο υπηρεσίας που υποστηρίζει το 5G. Το δίκτυο προσαρμόζει δυναμικά τους διαθέσιμους πόρους για να ανταποκριθεί στις ανάγκες κάθε περίπτωσης. Στον Πίνακα 2 παρουσιάζονται οι βασικές κατηγορίες υπηρεσιών που υποστηρίζει το 5G, οι απαιτήσεις τους και οι μέθοδοι διαχείρισης πόρων που εφαρμόζονται.

Πίνακας 2: Κατηγορίες Υπηρεσίας που υποστηρίζει το 5G

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Κατηγορία Υπηρεσίας** | **Απαιτήσεις** | **Μέθοδοι Διαχείρισης Πόρων** |
| **eMBB** | Υψηλές ταχύτητες και μεγάλο εύρος ζώνης | Carrier Aggregation, Massive MIMO, Beamforming |
| **URLLC** | Χαμηλή καθυστέρηση και υψηλή αξιοπιστία | Network Slicing, Edge Computing, AI-based optimization |
| **mMTC** | Μαζική διασύνδεση IoT συσκευών | Narrowband IoT (NB-IoT), Dynamic Resource Allocation |

**γ) Μελλοντικές Προοπτικές στη Διαχείριση Πόρων των Δικτύων 5G**

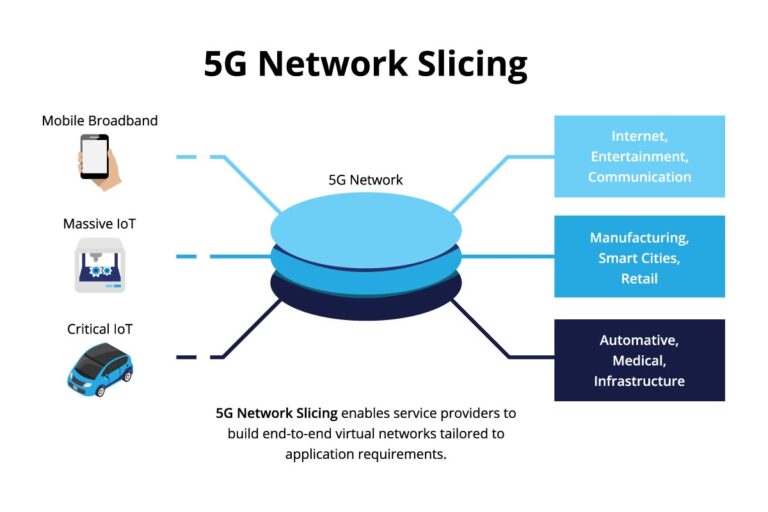
Η εξέλιξη της διαχείρισης και κατανομής πόρων στα δίκτυα πέμπτης γενιάς (5G) αναμένεται να επηρεαστεί ουσιαστικά από την ενσωμάτωση νέων τεχνολογιών και την αύξηση του επιπέδου αυτοματοποίησης. Οι τάσεις αυτές προδιαγράφουν ένα μέλλον όπου τα δίκτυα θα είναι περισσότερο ευφυή, αποδοτικά και προσαρμοστικά στις εκάστοτε απαιτήσεις. Καταρχάς, η χρήση AI και τεχνικών ML προβλέπεται να διαδραματίσει κομβικό ρόλο στην αυτοματοποίηση της διαχείρισης πόρων. Οι τεχνολογίες αυτές θα επιτρέψουν στα δίκτυα να αναλύουν σε πραγματικό χρόνο τις συνθήκες λειτουργίας τους, να προβλέπουν τη ζήτηση και να προσαρμόζουν δυναμικά την κατανομή των διαθέσιμων πόρων, εξασφαλίζοντας βελτιστοποιημένη απόδοση και ποιότητα υπηρεσίας. Παράλληλα, η έλευση της επόμενης γενιάς κινητών επικοινωνιών, δηλαδή του 6G, αναμένεται να εισαγάγει ακόμη πιο προηγμένες μεθόδους αξιοποίησης του ραδιοφάσματος, όπως η προσαρμοστική χρήση των ανώτερων φασματικών ζωνών (terahertz), καθώς και νέες αρχιτεκτονικές βασισμένες στην υπερ-συνδεσιμότητα και την ενισχυμένη ευφυΐα δικτύου. Οι εξελίξεις αυτές θα οδηγήσουν σε ακόμα πιο αποτελεσματική εκμετάλλευση των διαθέσιμων πόρων. Επιπλέον, κεντρικό στόχο των μελλοντικών δικτύων αποτελεί η βελτίωση της ενεργειακής αποδοτικότητας. Μέσω της εφαρμογής έξυπνων αλγορίθμων διαχείρισης ισχύος, οι οποίοι θα βασίζονται σε δεδομένα χρήσης και περιβαλλοντικούς παράγοντες, αναμένεται να μειωθεί η κατανάλωση ενέργειας σε επίπεδο δικτύου. Παράλληλα, τεχνολογίες όπως η ασύρματη μεταφορά ενέργειας (wireless power transfer) ενδέχεται να υποστηρίξουν την αδιάλειπτη λειτουργία δικτυακών κόμβων και συσκευών με περιορισμένη ενεργειακή αυτονομία.

**Συμπεράσματα**

Η αποδοτική διαχείριση πόρων στο 5G είναι κρίσιμη για τη διατήρηση υψηλήςαπόδοσης,χαμηλήςκαθυστέρησηςκαιμεγάληςχωρητικότητας. Μέσω καινοτόμων τεχνικών όπως το networkslicing, το MEC, το beamforming και ηAI, τα σύγχρονα δίκτυα μπορούν να προσαρμόζονται δυναμικά στις ανάγκες των χρηστών, επιτρέποντας τη βέλτιστη εκμετάλλευση των διαθέσιμων πόρων.

## 3.5 Network Slicing στο 5G - Μια Ανανεωμένη Προσέγγιση

Το NetworkSlicing αποτελεί μια από τις πιο προηγμένες τεχνολογίες του 5G, επιτρέποντας τη δημιουργία διαφορετικώνεικονικώνδικτύων(slices) μέσα στην ίδια φυσική υποδομή. Κάθε slice λειτουργεί ανεξάρτητα, με προσαρμοσμένα χαρακτηριστικά που ανταποκρίνονται στις απαιτήσεις διαφορετικών εφαρμογών και χρηστών (Εικόνα 7).



Εικόνα 7: Τεμαχισμός Δικτύου στο 5G

**Ορισμός του Network Slicing**

Το NetworkSlicing επιτρέπει τον λογικόδιαχωρισμό ενός φυσικού 5G δικτύου σε πολλαπλά απομονωμέναυποδίκτυα(slices). Κάθε slice μπορεί να έχει δικούς του κανόνες λειτουργίας, πόρους και επίπεδο QoS, διαμορφώνοντας ένα ευέλικτο και προσαρμόσιμο περιβάλλον τηλεπικοινωνιών. Με αυτόν τον τρόπο, οι τηλεπικοινωνιακοί πάροχοι μπορούν να προσφέρουν εξατομικευμένες υπηρεσίες ανάλογα με τις ανάγκες των χρηστών, αξιοποιώντας στο έπακρο τις δυνατότητες του 5G. Η υλοποίηση του network slicing στο 5G βασίζεται σε τρία βασικά επίπεδα. Το πρώτο είναι η φυσική υποδομή, η οποία περιλαμβάνει τον εξοπλισμό του δικτύου, όπως κεραίες και servers. Το δεύτερο είναι το διαχειριστικό επίπεδο, που ελέγχει τη δημιουργία και λειτουργία των slices. Τέλος, το επίπεδο υπηρεσιών φιλοξενεί τις εφαρμογές που εκτελούνται σε κάθε slice, προσαρμοσμένες στις ανάγκες της εκάστοτε χρήσης.

**Βασικές Τεχνολογίες Υποστήριξης του Network Slicing στο 5G**

Η υλοποίηση και αποτελεσματική λειτουργία της τεχνολογίας Network Slicing στο πλαίσιο των δικτύων πέμπτης γενιάς προϋποθέτει τη συνδυασμένη χρήση προηγμένων τεχνολογικών εργαλείων και αρχιτεκτονικών. Οι τεχνολογίες αυτές συμβάλλουν καθοριστικά στη διαμόρφωση ευέλικτων, προσαρμόσιμων και αποδοτικών λογικών υποδομών, οι οποίες επιτρέπουν την εξυπηρέτηση διαφορετικών απαιτήσεων εφαρμογών μέσω ανεξάρτητων slices. Μία από τις βασικές τεχνολογίες είναι η SDN, το οποίο αποσυνδέει το επίπεδο ελέγχου από το επίπεδο δεδομένων, προσφέροντας δυνατότητα κεντρικής και δυναμικής διαχείρισης του δικτύου μέσω λογισμικού. Έτσι, διευκολύνεται η ταχεία διαμόρφωση και διαχείριση των slices και βελτιώνεται η προσαρμοστικότητα στις μεταβαλλόμενες συνθήκες του δικτύου. Παράλληλα, η NFV επιτρέπει την αντικατάσταση φυσικών υποδομών, όπως routers, firewalls και load balancers, με λογισμικά ισοδύναμα που λειτουργούν σε εικονικά περιβάλλοντα. Η προσέγγιση αυτή ενισχύει την ευελιξία, μειώνει το κόστος και επιτρέπει την ανάπτυξη νέων slices χωρίς την ανάγκη φυσικών εγκαταστάσεων. Η συνδυασμένη αξιοποίηση cloud και edge computing επιτρέπει την επεξεργασία δεδομένων τόσο στο κέντρο του δικτύου όσο και στην περιφέρεια, κοντά στον τελικό χρήστη. Ιδιαίτερα το edge computing μειώνει την καθυστέρηση και υποστηρίζει εφαρμογές με αυστηρές χρονικές απαιτήσεις, όπως αυτές του URLLC. Τέλος, η ενσωμάτωση AI επιτρέπει την αυτοματοποιημένη διαχείριση, παρακολούθηση και βελτιστοποίηση της απόδοσης των slices. Με τεχνικές ML, το δίκτυο μπορεί να προβλέπει τις ανάγκες των χρηστών, να διαχειρίζεται προληπτικά τα φορτία και να ανταποκρίνεται σε πραγματικό χρόνο στις απαιτήσεις των εφαρμογών.

**Είδη Network Slicing στο 5G**

Το πρότυπο 3GPP (3rd Generation Partnership Project) έχει καθορίσει τρεις βασικές κατηγορίες slices στο πλαίσιο της τεχνολογίας 5G, κάθε μία εκ των οποίων εξυπηρετεί διακριτούς λειτουργικούς σκοπούς και καλύπτει εξειδικευμένες ανάγκες εφαρμογών με διαφοροποιημένα τεχνικά χαρακτηριστικά. Η κατάτμηση αυτή διασφαλίζει την ευελιξία, την επεκτασιμότητα και τη βελτιστοποιημένη απόδοση του δικτύου για ένα ευρύ φάσμα περιπτώσεων χρήσης.

**α) Enhanced Mobile Broadband (eMBB)**  
Η κατηγορία eMBB επικεντρώνεται στην παροχή υψηλής χωρητικότητας και μεγάλου εύρους ζώνης, με στόχο τη διαχείριση απαιτητικών εφαρμογών που στηρίζονται στη μαζική μετάδοση δεδομένων. Οι βασικές περιπτώσεις χρήσης περιλαμβάνουν τη ροή βίντεο υπερυψηλής ανάλυσης (4K/8K streaming), την AR και τις υπηρεσίες cloud gaming. Τα κύρια τεχνικά χαρακτηριστικά του eMBB περιλαμβάνουν υψηλό ρυθμό μετάδοσης δεδομένων και μέτρια καθυστέρηση, καθιστώντας το κατάλληλο για εφαρμογές με έντονο πολυμεσικό περιεχόμενο.

**β) Ultra-Reliable Low Latency Communications (URLLC)**  
Η συγκεκριμένη κατηγορία αποσκοπεί στην παροχή εξαιρετικά αξιόπιστης επικοινωνίας με καθυστέρηση κάτω του ενός χιλιοστού του δευτερολέπτου (1 ms). Οι εφαρμογές που εντάσσονται στο πλαίσιο αυτό απαιτούν σχεδόν άμεση απόκριση και αδιάλειπτη αξιοπιστία, όπως είναι τα αυτόνομα οχήματα, οι τηλεχειρουργικές επεμβάσεις και ο βιομηχανικός αυτοματισμός. Το URLLC διασφαλίζει αυστηρές απαιτήσεις QoS, καθιστώντας το ιδανικό για κρίσιμες αποστολές και περιβάλλοντα όπου η αστοχία επικοινωνίας ενέχει σοβαρούς κινδύνους.

**γ) Massive Machine-Type Communications (mMTC)**  
Η κατηγορία mMTC επικεντρώνεται στη διασύνδεση τεράστιου αριθμού συσκευών με περιορισμένες απαιτήσεις εύρους ζώνης και ισχύος. Προορίζεται για εφαρμογές του IoT, με χαρακτηριστικά όπως η χαμηλή κατανάλωση ενέργειας, η δυνατότητα μαζικής κλιμάκωσης και η υψηλή πυκνότητα σύνδεσης. Παραδείγματα περιλαμβάνουν αισθητήρες σε έξυπνες πόλεις, βιομηχανικά συστήματα παρακολούθησης και άλλες εφαρμογές όπου απαιτείται η ταυτόχρονη σύνδεση εκατομμυρίων συσκευών ανά τετραγωνικό χιλιόμετρο.

**Οφέλη του Network Slicing στο 5G**

Η τεχνολογία του Network Slicing αποτελεί έναν από τους βασικούς πυλώνες της αρχιτεκτονικής των δικτύων 5G, προσφέροντας μία καινοτόμο προσέγγιση στη διαχείριση και αξιοποίηση των πόρων του δικτύου. Μέσω του διαχωρισμού της φυσικής υποδομής σε λογικά, απομονωμένα υποδίκτυα (slices), καθίσταται δυνατή η παροχή εξειδικευμένων και βελτιστοποιημένων υπηρεσιών, ανάλογα με τις απαιτήσεις των εκάστοτε εφαρμογών ή χρηστών. Πρωτίστως, το Network Slicing επιτρέπει την αποδοτικότερη χρήση των διαθέσιμων πόρων, καθώς κάθε slice διαμορφώνεται με τρόπο ώστε να χρησιμοποιεί αποκλειστικά τους απαραίτητους υπολογιστικούς, δικτυακούς και φασματικούς πόρους που αντιστοιχούν στις λειτουργικές του ανάγκες. Με αυτόν τον τρόπο αποφεύγεται η υπερδέσμευση πόρων και ενισχύεται η συνολική αποδοτικότητα του συστήματος. Επιπλέον, μέσω της δυνατότητας διαμόρφωσης διαφορετικών slices, η τεχνολογία παρέχει τη δυνατότητα εξατομίκευσης των παρεχόμενων υπηρεσιών. Έτσι, εφαρμογές με διαφορετικά ποιοτικά χαρακτηριστικά – όπως καθυστέρηση, αξιοπιστία ή εύρος ζώνης – μπορούν να υποστηρίζονται ταυτόχρονα, χωρίς να αλληλοεπηρεάζονται. Η αυξημένη αξιοπιστία και η βελτιστοποιημένη απόδοση αποτελούν ένα ακόμη σημαντικό πλεονέκτημα του slicing. Κάθε slice είναι σχεδιασμένο με βάση τις ιδιαίτερες απαιτήσεις του σε επίπεδο QoS, με αποτέλεσμα τη διατήρηση σταθερών και προβλέψιμων επιδόσεων ανά εφαρμογή. Εξίσου σημαντική είναι και η ενίσχυση της ασφάλειας του δικτύου. Η λογική απομόνωση των slices περιορίζει τη δυνατότητα διάδοσης επιθέσεων ή δυσλειτουργιών από το ένα slice στο άλλο, προσφέροντας ένα επιπλέον επίπεδο προστασίας, ιδιαίτερα σε περιβάλλοντα με ευαίσθητα δεδομένα ή κρίσιμες λειτουργίες. Τέλος, το Network Slicing συμβάλλει και στη μείωση του κόστους υποδομής. Μέσω της εικονικοποίησης των λειτουργιών δικτύου, μειώνεται η ανάγκη για φυσικό εξοπλισμό και επιτυγχάνεται μεγαλύτερη ευελιξία στην ανάπτυξη και αναδιάταξη των υπηρεσιών, γεγονός που καθιστά το 5G πιο οικονομικά βιώσιμο για τους παρόχους και τελικά πιο προσιτό για τους τελικούς χρήστες.

**Προκλήσεις και Περιορισμοί της Τεχνολογίας Network Slicing στα Δίκτυα 5G**

Παρά τα σημαντικά πλεονεκτήματα που προσφέρει η τεχνολογία Network Slicing, η υλοποίησή της συνοδεύεται από μια σειρά τεχνικών και λειτουργικών προκλήσεων, οι οποίες χρήζουν ιδιαίτερης προσοχής κατά τον σχεδιασμό και την ανάπτυξη των δικτύων 5G. Καταρχάς, η ίδια η πολυπλοκότητα της υλοποίησης αποτελεί μία από τις κύριες προκλήσεις. Η εφαρμογή του slicing προϋποθέτει τη χρήση προηγμένων τεχνολογιών, όπως η NFV, η SDN, καθώς και εξελιγμένοι μηχανισμοί αυτοματισμού και διαχείρισης. Η απαίτηση για συνεργασία μεταξύ πολλών επιπέδων και στοιχείων του δικτύου καθιστά την υλοποίηση απαιτητική σε τεχνικό επίπεδο και αυξάνει τον χρόνο και το κόστος ανάπτυξης. Επιπλέον, προκύπτουν ζητήματα συμβατότητας με υφιστάμενες τεχνολογικές υποδομές. Η μετάβαση από τα παραδοσιακά δίκτυα (όπως το 4G LTE) σε περιβάλλοντα που υποστηρίζουν πλήρως το Network Slicing δεν είναι άμεση και συχνά απαιτεί τον εκσυγχρονισμό του υλικού εξοπλισμού (hardware), καθώς και του λογισμικού που χρησιμοποιείται για τη διαχείριση των δικτύων. Αναφορικά με την ασφάλεια, αν και το slicing προσφέρει εγγενώς λογική απομόνωση μεταξύ διαφορετικών υπηρεσιών, η πολυπλοκότητα των αρχιτεκτονικών ενδέχεται να εισάγει νέα τρωτά σημεία και επιφάνειες επίθεσης. Η ασφαλής διαχείριση του κάθε slice και η προστασία από πιθανές παραβιάσεις απαιτούν εξειδικευμένα πρωτόκολλα και προηγμένες στρατηγικές κυβερνοασφάλειας. Τέλος, η διατήρηση σταθερής και προβλέψιμης QoS ανά slice αποτελεί σημαντική πρόκληση. Ο συγχρονισμός και η κατανομή των πόρων μεταξύ των διαφορετικών slices σε πραγματικό χρόνο είναι περίπλοκη διαδικασία, η οποία απαιτεί συνεχή παρακολούθηση, αξιολόγηση και προσαρμογή ώστε να εξασφαλίζεται η απρόσκοπτη λειτουργία όλων των υπηρεσιών.

**Συμπέρασμα**

Το Network Slicing είναι ένας από τους πιο σημαντικούς μηχανισμούς του 5G, επιτρέποντας εξατομικευμένεςυπηρεσίες μέσα στο ίδιο φυσικό δίκτυο. Με αυτόν τον τρόπο, κάθε εφαρμογή έχει τουςκατάλληλουςπόρους,τοαπαιτούμενοbandwidthκαιτηβέλτιστηαπόδοση. Αν και υπάρχουν προκλήσεις στην υλοποίησή του, το slicing υπόσχεται να μεταμορφώσει τον τρόπο που λειτουργούν τα δίκτυα, καθιστώντας τα πιοευέλικτα,αποδοτικάκαιασφαλή.

## 3.6 Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα του 5G

Το 5G, η πέμπτη γενιά των ασύρματων δικτύων, φέρνει επαναστατικές αλλαγές στις τηλεπικοινωνίες, την ψηφιακή συνδεσιμότητα και την τεχνολογία γενικότερα. Προσφέρει βελτιωμένες επιδόσεις σε σχέση με τις προηγούμενες γενιές, όμως η εισαγωγή του συνοδεύεται και από ορισμένες προκλήσεις. Παρακάτω αναλύονται τα βασικά πλεονεκτήματα και μειονεκτήματά του. Ένα από τα πλέον καθοριστικά χαρακτηριστικά του 5G είναι οι εντυπωσιακά αυξημένες ταχύτητες μεταφοράς δεδομένων. Συγκριτικά με το 4G, το 5G επιτρέπει την άμεση λήψη και αποστολή μεγάλων όγκων δεδομένων, την απρόσκοπτη ροή περιεχομένου πολύ υψηλής ανάλυσης (όπως 4K και 8K βίντεο), καθώς και την υποστήριξη εφαρμογών που απαιτούν υψηλό εύρος ζώνης. Παράλληλα, η τεχνολογία αυτή επιτυγχάνει δραστική μείωση της καθυστέρησης (latency), με αποτέλεσμα την υποστήριξη κρίσιμων εφαρμογών που απαιτούν σχεδόν άμεση απόκριση. Ενδεικτικά παραδείγματα αποτελούν η απομακρυσμένη χειρουργική, τα αυτόνομα οχήματα, καθώς και οι εμπειρίες εμβύθισης μέσω AR και VR. Επιπροσθέτως, το 5G χαρακτηρίζεται από την ικανότητά του να υποστηρίζει μαζικά διασυνδεδεμένες συσκευές, ξεπερνώντας τους περιορισμούς των προηγούμενων δικτύων. Αυτή η δυνατότητα είναι ιδιαιτέρως κρίσιμη για την υλοποίηση «έξυπνων» πόλεων και την ανάπτυξη του IoT, όπου απαιτείται η ταυτόχρονη διαχείριση τεράστιου αριθμού αισθητήρων και συσκευών. Το 5G προσφέρει επίσης το απαραίτητο τεχνολογικό υπόβαθρο για την ανάπτυξη καινοτόμων εφαρμογών σε ποικίλους τομείς, όπως η βιομηχανική αυτοματοποίηση, η ρομποτική, τα σύγχρονα δίκτυα υγειονομικής περίθαλψης και οι διαδραστικές μορφές ψυχαγωγίας. Η ενίσχυση αυτών των πεδίων αναμένεται να επιταχύνει τον ψηφιακό μετασχηματισμό σε παγκόσμιο επίπεδο. Σημαντικό πλεονέκτημα του 5G αποτελεί και η ενεργειακή αποδοτικότητα. Τα νέα δίκτυα έχουν σχεδιαστεί έτσι ώστε να μειώνουν την κατανάλωση ενέργειας ανά μονάδα μεταδιδόμενων δεδομένων, κάτι που συμβάλλει στη βελτίωση της αυτονομίας των φορητών συσκευών και στη μείωση του περιβαλλοντικού αποτυπώματος. Τέλος, η υιοθέτηση της τεχνολογίας 5G έχει τη δυνατότητα να λειτουργήσει ως καταλύτης για την οικονομική ανάπτυξη. Μέσω της ενίσχυσης της παραγωγικότητας, της δημιουργίας νέων επιχειρηματικών μοντέλων και της διευκόλυνσης της καινοτομίας, το 5G μπορεί να συμβάλει καθοριστικά στην αύξηση της ανταγωνιστικότητας και στην ανάδειξη νέων ευκαιριών στην αγορά εργασίας και την επιχειρηματικότητα.

Παρά τα σημαντικά πλεονεκτήματα και τις δυνατότητες που προσφέρει η τεχνολογία πέμπτης γενιάς, η ευρεία υιοθέτησή της συνοδεύεται από συγκεκριμένες προκλήσεις και περιορισμούς, τόσο τεχνικής όσο και κοινωνικοοικονομικής φύσεως. Ένα από τα βασικά εμπόδια αφορά το υψηλό κόστος ανάπτυξης και υλοποίησης των δικτύων 5G. Η εγκατάσταση απαιτεί σημαντικές επενδύσεις σε καινούργιες υποδομές, εξειδικευμένο εξοπλισμό και πυκνά δίκτυα κεραιών, γεγονός που επιβαρύνει οικονομικά τόσο τους παρόχους τηλεπικοινωνιακών υπηρεσιών όσο και, κατ’ επέκταση, τους τελικούς χρήστες. Επιπλέον, η λειτουργία του 5G σε υψηλότερες συχνότητες συνεπάγεται περιορισμένη γεωγραφική εμβέλεια του σήματος και αυξημένη ευαισθησία σε φυσικά εμπόδια, όπως οικοδομές ή πυκνή βλάστηση. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα την ανάγκη για μεγαλύτερη πυκνότητα σταθμών βάσης, με στόχο τη διατήρηση της κάλυψης, ιδίως σε αστικές περιοχές. Ακόμη, σημαντικές δυσκολίες ανακύπτουν κατά την εφαρμογή του 5G σε αγροτικές και απομακρυσμένες περιοχές. Οι γεωγραφικές ιδιαιτερότητες και το υψηλό κόστος εγκατάστασης υποδομών καθιστούν την επέκταση του δικτύου σε μη αστικά περιβάλλοντα χρονοβόρα και ενίοτε μη αποδοτική επένδυση για τους παρόχους. Ένα επιπλέον κρίσιμο ζήτημα αφορά την ασφάλεια στον κυβερνοχώρο. Η αυξημένη συνδεσιμότητα και ο μεγάλος αριθμός διασυνδεδεμένων συσκευών εντείνουν τον κίνδυνο κυβερνοεπιθέσεων και παραβιάσεων δεδομένων. Ως εκ τούτου, απαιτείται η υιοθέτηση αυστηρότερων πρωτοκόλλων ασφαλείας και η επένδυση σε προηγμένες λύσεις κυβερνοασφάλειας από οργανισμούς και χρήστες. Παράλληλα, η δημόσια ανησυχία αναφορικά με τις ενδεχόμενες επιπτώσεις της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας υψηλών συχνοτήτων στην ανθρώπινη υγεία συνεχίζει να αποτελεί αντικείμενο συζήτησης, αν και έως σήμερα δεν υπάρχουν σαφή επιστημονικά ευρήματα που να τεκμηριώνουν αρνητικές επιπτώσεις. Η μετάβαση στην τεχνολογία 5G συνεπάγεται επίσης προβλήματα ασυμβατότητας με τις παλαιότερες συσκευές, καθιστώντας απαραίτητη την απόκτηση νέου εξοπλισμού από τους καταναλωτές. Αυτή η απαίτηση επιφέρει επιπλέον οικονομική επιβάρυνση και ενδέχεται να επιβραδύνει τη διαδικασία υιοθέτησης. Τέλος, δεν θα πρέπει να παραγνωριστούν οι ανησυχίες που έχουν διατυπωθεί σε σχέση με την εθνική ασφάλεια. Η εξάρτηση από εξοπλισμό και τεχνολογίες που προέρχονται από ξένες εταιρείες εγείρει φόβους για πιθανές παρεμβάσεις ή παρακολουθήσεις, ιδίως σε ευαίσθητες επικοινωνίες κρατικών ή στρατηγικών φορέων.

# *4*

# **Μηχανική Μάθηση για την Κατανομή Πόρων και Network Slicing στο 5G**

## 4.1 Εισαγωγή στη Μηχανική Μάθηση για το 5G

Η ML [16] αποτελεί κλάδο του AI [17] που επικεντρώνεται στην ανάπτυξη αλγορίθμων και μοντέλων τα οποία "μαθαίνουν" από δεδομένα και βελτιώνουν την απόδοσή τους μέσω εμπειρίας, χωρίς να απαιτείται λεπτομερής προγραμματισμός για κάθε πρόβλημα. Με άλλα λόγια, η ML επιτρέπει σε έναν υπολογιστή να εκπαιδευτεί από παραδείγματα και να εκτελεί εργασίες με μεγαλύτερη ακρίβεια ή αποδοτικότητα. Στο πλαίσιο των δικτύων 5G, η ML αποτελεί κρίσιμο εργαλείο για την αντιμετώπιση της αυξημένης πολυπλοκότητας και των απαιτήσεων του δικτύου. Τα δίκτυα 5G χαρακτηρίζονται από υψηλή δυναμικότητα, ετερογένεια χρηστών και εφαρμογών, καθώς και ανάγκη για διασφάλιση QoS. Ειδικά η τεχνολογία του network slicing [18] εισάγει την έννοια της δημιουργίας πολλαπλών ανεξάρτητων "φέτων" δικτύου, κάθε μία από τις οποίες προσαρμόζεται σε διαφορετικές ανάγκες χρηστών και εφαρμογών.

Η ML παίζει θεμελιώδη ρόλο στη δυναμική και αυτόνομη διαχείριση των διαθέσιμων πόρων, την πρόβλεψη μοτίβων χρήσης και τη λήψη αποφάσεων σε πραγματικό χρόνο. Σημαντικές εφαρμογές της ML στο 5G περιλαμβάνουν:

* **Ευελιξία και εξατομίκευση υπηρεσιών:** Μέσω του network slicing, το δίκτυο μπορεί να παρέχει εξατομικευμένες υπηρεσίες προσαρμοσμένες σε διαφορετικές ανάγκες.
* **Βελτιστοποίηση της κατανομής πόρων:** Η ML διασφαλίζει την αποδοτική κατανομή πόρων [19] για την κάλυψη απαιτήσεων όπως υψηλές ταχύτητες, χαμηλή καθυστέρηση και αξιοπιστία.
* **Λήψη αποφάσεων σε πραγματικό χρόνο:** Οι αλγόριθμοι ML αναλύουν συνεχώς δεδομένα για να προβλέπουν και να αποφεύγουν προβλήματα, εξασφαλίζοντας απρόσκοπτη εμπειρία χρήστη.
* **Αυτοματοποίηση διαδικασιών:** Η ML αυτοματοποιεί τη διαχείριση του δικτύου, μειώνοντας την ανθρώπινη παρέμβαση και βελτιώνοντας την αποδοτικότητα.

Συνεπώς, η ML δεν αποτελεί απλώς μια καινοτομία, αλλά μια αναγκαία τεχνολογία για την υλοποίηση των στόχων του 5G, καθώς οι παραδοσιακές μέθοδοι διαχείρισης δικτύων είναι ανεπαρκείς για την αντιμετώπιση των προκλήσεων της εποχής. Με την εφαρμογή της ML, το 5G μπορεί να αξιοποιήσει πλήρως τις δυνατότητές του, προσφέροντας έξυπνες, δυναμικές και εξατομικευμένες λύσεις στους χρήστες.

## 4.2 Βασικές Τεχνικές Μηχανικής Μάθησης

Η ML προσφέρει ένα ευρύ φάσμα αλγορίθμων που χρησιμοποιούνται για την επίλυση προβλημάτων και την ανάπτυξη έξυπνων συστημάτων στο πλαίσιο των δικτύων 5G. Οι κύριες τεχνικές ML [20] που χρησιμοποιούνται για την κατανομή πόρων και την βελτιστοποίηση του network slicing περιλαμβάνουν τις εξής:

### 4.2.1 Επιβλεπόμενη Μάθηση (Supervised Learning)

Η επιβλεπόμενη μάθηση είναι μια από τις πιο διαδεδομένες μεθόδους της και χρησιμοποιείται για την επίλυση προβλημάτων κατηγοριοποίησης και παλινδρόμησης.

* **Κατηγοριοποίηση (Classification):** Σε αυτή την περίπτωση, το μοντέλο προσπαθεί να ταξινομήσει τα δεδομένα σε προκαθορισμένες κατηγορίες. Για παράδειγμα, ένα μοντέλο μπορεί να προβλέψει αν ένας χρήστης θα χρειαστεί υψηλή ή χαμηλή ταχύτητα σύνδεσης.
* **Παλινδρόμηση (Regression):** Εδώ, το μοντέλο προβλέπει μια συνεχόμενη αριθμητική τιμή. Για παράδειγμα, μπορεί να υπολογίσει πόσο εύρος ζώνης θα χρειαστεί ένας χρήστης τη συγκεκριμένη στιγμή της ημέρας.

Η εκπαίδευση στην επιβλεπόμενη μάθηση γίνεται με τη βοήθεια ετικετών(labels), οι οποίες είναι πληροφορίες που συνδέονται με κάθε δείγμα δεδομένων. Για παράδειγμα, εάν τα δεδομένα περιλαμβάνουν την ώρα της ημέρας και τον αριθμό των χρηστών σε μια περιοχή, η ετικέτα μπορεί να είναι το πόσο εύρος ζώνης καταναλώθηκε σε εκείνη την περίπτωση. Το μοντέλο «μαθαίνει» από αυτά τα παραδείγματα, ώστε να μπορεί να προβλέψει το αποτέλεσμα για νέα δεδομένα χωρίς ετικέτες. Στα δίκτυα 5G, η επιβλεπόμενη μάθηση χρησιμοποιείται ευρέως για την πρόβλεψη της κατανάλωσης πόρων ή της ζήτησης σε εύρος ζώνης, με βάση ιστορικά δεδομένα του δικτύου. Για παράδειγμα ένας αλγόριθμος μπορεί να εκπαιδευτεί ώστε να προβλέπει την μελλοντική κατανάλωση εύρους ζώνης χρησιμοποιώντας δεδομένα όπως την ώρα της ημέρας, την τοποθεσία των χρηστών, τη φόρτιση του δικτύου. Αυτές οι προβλέψεις επιτρέπουν τη δυναμική κατανομή των πόρων του δικτύου, βελτιώνοντας την απόδοση και την εμπειρία του χρήστη.

**Κύριοι Αλγόριθμοι Επιβλεπόμενης Μάθησης**

**α) Γραμμική Παλινδρόμηση (Linear Regression):**

Η γραμμική παλινδρόμηση είναι ένας αλγόριθμος που χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη μιας συνεχούς αριθμητικής τιμής. Λειτουργεί βρίσκοντας τη γραμμή που ταιριάζει καλύτερα στα δεδομένα (γραμμή ελάχιστων τετραγώνων). Υπολογίζει τη σχέση μεταξύ μιας ανεξάρτητης μεταβλητής (π.χ. ώρα της ημέρας) και μιας εξαρτημένης μεταβλητής (π.χ. κατανάλωση εύρους ζώνης). Η γραμμή πρόβλεψης (ευθεία) εκφράζεται με μια εξίσωση, όπως: y=mx+by = mx + by=mx+b  
όπου yyy είναι η πρόβλεψη, mmm η κλίση της γραμμής, xxx η τιμή εισόδου και bbb η σταθερά.

**β) Δέντρα Απόφασης (Decision Trees):**

Τα δέντρα απόφασης είναι διαγράμματα που μοιάζουν με ένα δέντρο, όπου κάθε "κόμβος" (σημείο διακλάδωσης) αντιπροσωπεύει μια ερώτηση σχετικά με τα δεδομένα, και κάθε "κλάδος" μια πιθανή απάντηση. Η διαδικασία αυτή συνεχίζεται μέχρι να φτάσουμε σε ένα "φύλλο", το οποίο δίνει την τελική πρόβλεψη ή κατηγορία. Οαλγόριθμοςκατασκευάζει μια ιεραρχία αποφάσεων με βάση τα δεδομένα. Χωρίζει τα δεδομένα σε υποκατηγορίες χρησιμοποιώντας κανόνες όπως:  
"Εάν η χρήση δεδομένων είναι πάνω από 10GB, τότε...". Έπειτα, συνεχίζει να διαχωρίζει τα δεδομένα μέχρι να φτάσει σε ένα σαφές αποτέλεσμα.

**γ) Τυχαία Δάση (Random Forests):**

Τα τυχαία δάση αποτελούν έναν συνδυασμό πολλών δέντρων απόφασης, με σκοπό να δώσουν μια πιο ακριβή και αξιόπιστη πρόβλεψη. Ο αλγόριθμος δημιουργεί πολλαπλά δέντρα απόφασης, χρησιμοποιώντας διαφορετικά υποσύνολα των δεδομένων εκπαίδευσης. Κάθε δέντρο δίνει τη δική του πρόβλεψη, και η τελική απόφαση λαμβάνεται με βάση την πλειοψηφία (για κατηγοριοποίηση) ή τον μέσο όρο (για παλινδρόμηση).

### 4.2.2 Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση (Unsupervised Learning)

Η μη επιβλεπόμενη μάθηση αφορά την επεξεργασία δεδομένων χωρίς την παρουσία ετικετών. Ο στόχος είναι να ανακαλύψει μοτίβα, σχέσεις ή ομάδες μέσα στα δεδομένα, χωρίς να υπάρχει προκαθορισμένη πληροφορία για το τι αντιπροσωπεύει κάθε δεδομένο. Η μη επιβλεπόμενη μάθηση είναι ιδανική για περιπτώσεις όπου δεν έχουμε προκαθορισμένα αποτελέσματα ή ετικέτες, όπως η ανίχνευση ανωμαλιών στη χρήση του δικτύου ή η ομαδοποίηση χρηστών με παρόμοιες απαιτήσεις. Στον τομέα του 5G**,** η μη επιβλεπόμενη μάθηση μπορεί να βοηθήσει σε ανίχνευση ανωμαλιών (Anomaly Detection) όπου εντοπίζει ασυνήθιστες ή ύποπτες συμπεριφορές στο δίκτυο, π.χ., μη φυσιολογική χρήση δεδομένων ή πιθανές επιθέσεις. Επίσης, μπορεί να βοηθήσει σε ομαδοποίησηχρηστών **(**Clustering**)** όπου **κ**ατηγοριοποιεί χρήστες με βάση τα μοτίβα κατανάλωσης, όπως χρήστες που απαιτούν υψηλό εύρος ζώνης κατά τη διάρκεια συγκεκριμένων ωρών. Αυτή η προσέγγιση επιτρέπει την προσαρμογή του δικτύου στις ανάγκες των χρηστών, ενώ εξασφαλίζει πιο αποδοτική χρήση των διαθέσιμων πόρων.

**Κύριοι Αλγόριθμοι Μη Επιβλεπόμενης Μάθησης**

**α) K-means Clustering**

Ο αλγόριθμος K-means είναι από τους πιο δημοφιλείς αλγόριθμους ομαδοποίησης. Χρησιμοποιείται για να χωρίσει τα δεδομένα σε ομάδες (clusters) με βάση την ομοιότητά τους. Αρχικά, ορίζει έναν αριθμό "k" ομάδων που θέλουμε να δημιουργήσουμε και τοποθετεί τυχαία αρχικά κεντρικά σημεία (centroids) για κάθε cluster. Για κάθε δείγμα δεδομένων, υπολογίζει την απόσταση από τα centroids και το τοποθετεί στην πιο κοντινή ομάδα. Τέλος, επαναλαμβάνει τη διαδικασία, αναπροσαρμόζοντας τα centroids και αναδιανέμοντας τα δεδομένα, μέχρι οι ομάδες να σταθεροποιηθούν.

**β) Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών (Principal Component Analysis - PCA)**

Το PCA είναι ένας αλγόριθμος που χρησιμοποιείται για τη μείωση της διάστασης των δεδομένων, χωρίς να χάνεται σημαντική πληροφορία. Χρησιμεύει για την κατανόηση της δομής των δεδομένων και την εξαγωγή των πιο κρίσιμων χαρακτηριστικών. Εντοπίζει τις κατευθύνσεις (κύριες συνιστώσες) στις οποίες τα δεδομένα παρουσιάζουν τη μεγαλύτερη διακύμανση και προβάλλει τα δεδομένα σε έναν χώρο μειωμένων διαστάσεων, διατηρώντας την ουσία της πληροφορίας.

**γ) Αλγόριθμοι Ανίχνευσης Ανωμαλιών**

Αυτοί οι αλγόριθμοι, όπως το Isolation Forest ή η One-Class SVM, εστιάζουν στον εντοπισμό δεδομένων που αποκλίνουν σημαντικά από τον "κανονικό" όγκο ή το μοτίβο. Δημιουργούν ένα μοντέλο που αναπαριστά τη φυσιολογική συμπεριφορά των δεδομένων και ανιχνεύουν αποκλίσεις από αυτήν τη συμπεριφορά, θεωρώντας τες ως ανωμαλίες.

### 4.2.3 Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)

Η ενισχυτική μάθηση (Reinforcement Learning - RL) [21] είναι μια μέθοδος της ML που επιτρέπει στους αλγόριθμους να βελτιώνονται μέσω της αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον τους. Ο αλγόριθμος λαμβάνει αποφάσεις, αξιολογεί τα αποτελέσματά τους, και προσαρμόζει τη στρατηγική του με βάση την εμπειρία. Οι ενέργειες που οδηγούν σε θετικά αποτελέσματα ενισχύονται μέσω ανταμοιβών (rewards), ενώ οι αρνητικές ενέργειες αποθαρρύνονται μέσω ποινών (penalties). Στα δίκτυα 5G, η RL χρησιμοποιείται για δυναμική διαχείριση πόρων, όπως τηνκατανομήεύρουςζώνηςόπου ο αλγόριθμος μαθαίνει να προσαρμόζει την κατανομή πόρων σε πραγματικό χρόνο, λαμβάνοντας υπόψη τις απαιτήσεις διαφορετικών χρηστών και εφαρμογών. Ακόμα, χρησιμοποιείται για βελτιστοποίησηδικτύουόπου μαθαίνει πώς να προσαρμόζει τις παραμέτρους του δικτύου για μέγιστη αποδοτικότητα, π.χ., να μειώνει την καθυστέρηση (latency) σε κρίσιμες εφαρμογές. Γιαπαράδειγμα **έ**νας RL αλγόριθμος μπορεί να διαχειριστεί το εύρος ζώνης με βάση τις εξής συνθήκες: Αν ένας χρήστης απαιτεί μεγάλη ταχύτητα σύνδεσης για streaming, κατανέμει περισσότερους πόρους και αν η ζήτηση πέσει, ανακατανέμει πόρους σε άλλους χρήστες ή υπηρεσίες.

**Κύριοι Αλγόριθμοι Ενισχυτικής Μάθησης**

**α) Q-Learning** Το Q-Learning είναι ένας αλγόριθμος RL που χρησιμοποιείται για τη λήψη αποφάσεων σε περιβάλλοντα με αβεβαιότητα. Εστιάζει στη δημιουργία ενός "πίνακα στρατηγικής" (Q-table) που αποθηκεύει τη βέλτιστη ενέργεια για κάθε πιθανή κατάσταση. Κάθε κατάσταση αντιστοιχεί σε ένα σύνολο ενεργειών. Ο αλγόριθμος επιλέγει μια ενέργεια, λαμβάνει ανταμοιβή ή ποινή, και ενημερώνει το Q-table. Με την πάροδο του χρόνου, ο Q-table περιέχει τη βέλτιστη στρατηγική για τη μέγιστη συνολική ανταμοιβή.

**β) Deep Q Networks (DQN)**

Τα Deep Q Networks συνδυάζουν την RL με νευρωνικά δίκτυα [22] για να διαχειριστούν περιβάλλοντα με μεγάλες και σύνθετες καταστάσεις. Αντί για έναν απλό Q-table, το DQN χρησιμοποιεί ένα νευρωνικό δίκτυο για την πρόβλεψη των Q-τιμών για κάθε ενέργεια. Το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται για να εκτιμά την αναμενόμενη ανταμοιβή για κάθε κατάσταση και ενέργεια. Ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί αυτήν την πρόβλεψη, με μια διαδικασία εμπλουτισμένης εκπαίδευσης μέσω προσομοιώσεων, για να λαμβάνει αποφάσεις.

### 4.2.4 Μάθηση Βαθιάς Νευρωνικής Δικτύωσης (Deep Learning)

Η μάθηση DL είναι ένα ισχυρό υποσύνολο της ML που βασίζεται στη χρήση σύνθετων νευρωνικών δικτύων. Αυτά τα δίκτυα μπορούν να επεξεργάζονται μεγάλες ποσότητες δεδομένων και να μαθαίνουν πολύπλοκες σχέσεις και μοτίβα. Το Deep Learning είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικό σε περιπτώσεις όπου οι συσχετίσεις των δεδομένων δεν είναι εμφανείς ή η φύση των προβλημάτων είναι πολυδιάστατη. Η DL [23] έχει ευρεία εφαρμογή στα δίκτυα 5G, καθώς μπορεί να χειριστεί μεγάλα και ετερογενή σύνολα δεδομένων που προέρχονται από διάφορες πηγές, όπως IoT συσκευές, κινητές συσκευές και ενσωματωμένα συστήματα. Ένα παράδειγμα είναι η αναγνώριση και κατηγοριοποίηση προτύπων κυκλοφορίας όπου η DL βοηθά στην κατανόηση των τύπων δεδομένων που διακινούνται στο δίκτυο και στην ταξινόμησή τους. Ένα άλλο παράδειγμα είναι η βελτιστοποίηση κατανομής πόρων όπου βοηθά στην αποδοτική διανομή πόρων για την εξυπηρέτηση διαφορετικών χρηστών και εφαρμογών. Τέλος, η DL χρησιμοποιείται στην πρόβλεψη απαιτήσεων QoS όπου αναλύει δεδομένα για να προβλέψει τις ανάγκες του δικτύου σε πραγματικό χρόνο.

**Κύριοι Αλγόριθμοι Βαθιάς Μάθησης**

**α) Convolutional Neural Networks (CNNs)**

Τα CNNs είναι ένας τύπος νευρωνικών δικτύων που εξειδικεύεται στην ανάλυση δεδομένων σε μορφή πλέγματος, όπως εικόνες ή πίνακες. Είναι ιδιαίτερα χρήσιμα σε περιπτώσεις που τα δεδομένα περιέχουν χωρικές σχέσεις. Αυτά επεξεργάζονται τα δεδομένα με τη βοήθεια φίλτρων (kernels), που εξάγουν σημαντικές πληροφορίες από τα χαρακτηριστικά τους και εστιάζουν σε μοτίβα όπως άκρες, γωνίες ή περιοχές ενδιαφέροντος.

**β) Recurrent Neural Networks (RNNs)**

Τα RNNs είναι ένας τύπος νευρωνικών δικτύων που εξειδικεύεται στην ανάλυση χρονοσειρών και δεδομένων με αλληλουχία. Είναι κατάλληλα για προβλήματα όπου η σειρά των δεδομένων παίζει σημαντικό ρόλο. Αυτά διατηρούν μια "μνήμη" προηγούμενων καταστάσεων, που τους επιτρέπει να λαμβάνουν υπόψη το χρονικό πλαίσιο και μπορούν να χειρίζονται δεδομένα που εξαρτώνται από χρονικές αλληλουχίες, όπως ροές δεδομένων σε πραγματικό χρόνο. Ο Πίνακας 3 παρουσιάζει μια συνοπτική σύγκριση των βασικών ειδών ML, με έμφαση στα χαρακτηριστικά τους και στις εφαρμογές τους στο περιβάλλον του 5G. Κάθε είδος αξιοποιείται για διαφορετικούς στόχους.

Πίνακας 3: Συνοπτική Σύγκριση Ειδών Μηχανικής Μάθησης

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Είδος ML** | **Δεδομένα** | **Κύριος Στόχος** | **Εφαρμογές στο 5G** |
| Επιβλεπόμενη Μάθηση | Δεδομένα με ετικέτες | Πρόβλεψη, ταξινόμηση | Πρόβλεψη ζήτησης, κατηγοριοποίηση χρηστών |
| Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση | Δεδομένα χωρίς ετικέτες | Εντοπισμός μοτίβων | Ανίχνευση ανωμαλιών, ομαδοποίηση χρηστών |
| Ενισχυτική Μάθηση | Ανταμοιβές/ποινές από περιβάλλον | Βελτιστοποίηση στρατηγικών | Δυναμική κατανομή πόρων |
| Μάθηση Βαθιάς Νευρωνικής Δικτύωσης | Πολύπλοκα, μεγάλα δεδομένα | Εκμάθηση πολυδιάστατων σχέσεων | Αναγνώριση προτύπων, βελτιστοποίηση QoS |

## 4.3 Εφαρμογές Μηχανικής Μάθησης στο 5G

Η ML προσφέρει ένα σημαντικό εργαλείο για την αντιμετώπιση των προκλήσεων στα δίκτυα 5G, αξιοποιώντας τη δύναμη της επεξεργασίας μεγάλων δεδομένων και της λήψης αποφάσεων σε πραγματικό χρόνο. Οι αλγόριθμοι ML έχουν τη δυνατότητα να βελτιστοποιούν τη λειτουργία του δικτύου, εστιάζοντας σε βασικούς τομείς όπως η κατανομήπόρων, η ανάλυση QoS και η εξατομίκευση υπηρεσιών μέσω του network slicing. Παρακάτω παρουσιάζονται αναλυτικά οι βασικές εφαρμογές της ML στο 5G:

**α) Κατανομή Πόρων (Resource Allocation)**

Στα δίκτυα 5G, η αποδοτική κατανομή πόρων (όπως εύρος ζώνης, ισχύς εκπομπής και υπολογιστική ισχύς) είναι κρίσιμη για την υποστήριξη διαφορετικών τύπων εφαρμογών και χρηστών. Οι αλγόριθμοι ML επιτρέπουν τη δυναμική προσαρμογή αυτών των πόρων, διασφαλίζοντας ότι το δίκτυο ανταποκρίνεται στις ανάγκες σε πραγματικό χρόνο. Η ML αρχικά, επιτρέπει την ανάλυση δεδομένων σε πραγματικό χρόνο. Τα δίκτυα 5G παράγουν συνεχώς δεδομένα σχετικά με τη χρήση πόρων, τη ζήτηση και τη συμπεριφορά των χρηστών. Η ML αναλύει αυτά τα δεδομένα προκειμένου να εντοπίσει περιοχές υπερφόρτωσης ή αδράνειας, επιτρέποντας την άμεση λήψη αποφάσεων. Επιπλέον, συμβάλλει στις προβλέψεις για μελλοντικές ανάγκες. Οι τεχνικές επιβλεπόμενης μάθησης (supervised learning) μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την πρόβλεψη της κατανάλωσης εύρους ζώνης ανάλογα με την ώρα της ημέρας, την τοποθεσία των χρηστών ή την κίνηση του δικτύου. Τέλος, η ML διευκολύνει τη βελτιστοποίηση της χρήσης πόρων. Οι αλγόριθμοι RL μπορούν να εκπαιδευτούν ώστε να κατανοούν πότε και πού πρέπει να αποδοθούν περισσότεροι πόροι, με στόχο τη μείωση των καθυστερήσεων και την αποφυγή υπερφορτώσεων στο δίκτυο. Παραδείγματος χάριν, κατά τη διάρκεια μιας μεγάλης δημόσιας εκδήλωσης, η ML μπορεί να προβλέψει αυξημένη χρήση δεδομένων και να κατευθύνει περισσότερο εύρος ζώνης στην περιοχή, εξασφαλίζοντας την ομαλή λειτουργία του δικτύου.

**β) Ανάλυση Ποιότητας Υπηρεσιών (Quality of Service – QoS)**

Η QoS αναφέρεται στο επίπεδο απόδοσης που παρέχει το δίκτυο στους χρήστες του. Οι εφαρμογές ML στο QoS επιτρέπουν τη βελτίωση της εμπειρίας χρήστη, εξασφαλίζοντας σταθερή συνδεσιμότητα και υψηλές ταχύτητες, ακόμη και υπό διαφορετικές συνθήκες. Μία από τις βασικές εφαρμογές της ML είναι η προσαρμογή παραμέτρων σε πραγματικό χρόνο. Οι αλγόριθμοι ML αναλύουν τη ροή δεδομένων, τον αριθμό των χρηστών και τη χρήση πόρων, προσαρμόζοντας δυναμικά τις σχετικές παραμέτρους ώστε να διατηρείται σταθερή η ποιότητα της υπηρεσίας. Παράλληλα, η μη επιβλεπόμενη μάθηση (unsupervised learning) χρησιμοποιείται για τον έγκαιρο εντοπισμό προβλημάτων, επιτρέποντας την ανίχνευση ανωμαλιών στη λειτουργία του δικτύου, όπως ξαφνικές πτώσεις ταχύτητας ή αυξημένες καθυστερήσεις, που ενδέχεται να προμηνύουν βλάβες ή αστοχίες. Επιπλέον, η ML συμβάλλει στην ελαχιστοποίηση απωλειών. Με την αξιοποίηση δεδομένων από προηγούμενα σφάλματα ή αποτυχημένες μεταδόσεις, οι αλγόριθμοι είναι σε θέση να αναπτύξουν στρατηγικές που μειώνουν τις απώλειες πακέτων δεδομένων, βελτιώνοντας τη συνολική απόδοση του δικτύου. Παραδείγματος χάριν, σε έναν χρήστη που παρακολουθεί ροή βίντεο υψηλής ευκρίνειας, το δίκτυο μπορεί να χρησιμοποιήσει ML για να αναγνωρίσει τις ανάγκες σε εύρος ζώνης και να προσαρμόσει δυναμικά τους πόρους για να αποφευχθεί το buffering.

**γ) Network Slicing και Εξατομίκευση Υπηρεσιών**

Το network slicing είναι μια από τις βασικές καινοτομίες του 5G, επιτρέποντας τη δημιουργία ξεχωριστών «φετών» (slices) του δικτύου για διαφορετικούς τύπους χρηστών και εφαρμογών. Η ML μπορεί να διαδραματίσει κρίσιμο ρόλο στη διαχείριση και βελτιστοποίηση αυτής της τεχνολογίας. Η ML είναι σε θέση να αναγνωρίζει διαφορετικά μοτίβα χρήσης, όπως για παράδειγμα συσκευές IoT, εφαρμογές AR/VR ή βιομηχανική αυτοματοποίηση και να δημιουργεί εξειδικευμένα slices για κάθε περίπτωση, ανάλογα με τις ανάγκες. Παράλληλα, ενισχύει τη βελτίωση της αποδοτικότητας των πόρων, καθώς οι αλγόριθμοι ML μπορούν να παρακολουθούν διαρκώς τη χρήση κάθε slice και να αναπροσαρμόζουν τους διαθέσιμους πόρους ανάλογα με τις μεταβαλλόμενες απαιτήσεις. Επιπλέον, συμβάλλει στην εξατομίκευση της εμπειρίας του χρήστη, προσαρμόζοντας δυναμικά τις ρυθμίσεις του δικτύου με βάση τις προτεραιότητες και τις ανάγκες κάθε εφαρμογής, ώστε να προσφέρεται η βέλτιστη δυνατή ποιότητα υπηρεσίας. Παραδείγματος χάριν, ένας πάροχος 5G μπορεί να δημιουργήσει διαφορετικά slices, όπως ένα slice για χρήστες που κάνουν streaming βίντεο, ένα slice για βιομηχανικές IoT εφαρμογές με υψηλές απαιτήσεις αξιοπιστίας και χαμηλές καθυστερήσεις, ένα slice για εφαρμογές VR που απαιτούν υψηλό εύρος ζώνης και μικρό latency. Η ML βοηθά να εξασφαλιστεί ότι κάθε slice λειτουργεί άψογα και προσαρμόζεται στις αλλαγές.

**Συνολική Αξία Μηχανικής Μάθησης στο 5G**

Η ML παρέχει τα εργαλεία για την αυτοματοποίηση και την αποδοτική διαχείριση δικτύων 5G, μειώνοντας το κόστος λειτουργίας και βελτιώνοντας την εμπειρία χρήστη. Με την ικανότητά της να μαθαίνει από δεδομένα και να προσαρμόζεται στις μεταβαλλόμενες συνθήκες, η ML αναδεικνύεται ως ο βασικός μοχλός καινοτομίας για τα μελλοντικά δίκτυα.

## 4.4 Προκλήσεις και Προοπτικές της Μηχανικής Μάθησης

Η ML έχει προκαλέσει επανάσταση σε πολλές βιομηχανίες και τομείς, όπως το AI, η ανάλυση δεδομένων, η ρομποτική, η υγειονομική περίθαλψη, η χρηματοοικονομία, και το λιανεμπόριο. Παρόλο που η πρόοδος έχει υπήρξε θεαματική, η εφαρμογή της και η συνεχιζόμενη ανάπτυξή της αντιμετωπίζουν πολλές προκλήσεις. Παρακάτω παρατίθεται μια ανάλυση των κυριότερων προκλήσεων που σχετίζονται με τη ML, καθώς και των προοπτικών της για το μέλλον.

Η ποιότητα των δεδομένων και το πρόβλημα των υποδειγμάτων αποτελούν μία από τις βασικότερες προκλήσεις. Τα δεδομένα αποτελούν το θεμέλιο της ML. Η ποιότητα των δεδομένων είναι αποφασιστική για την απόδοση των αλγορίθμων. Δεδομένα που είναι λανθασμένα, ατελή ή προκαλούν προκατάληψη μπορούν να επηρεάσουν σημαντικά τα αποτελέσματα των μοντέλων. Ειδικότερα, τα δεδομένα που προέρχονται από ποικιλόμορφες πηγές ή μεθόδους μπορούν να είναι δύσκολα προς ενοποίηση ή να περιέχουν θόρυβο, κάτι που καθιστά τη μάθηση δύσκολη και την αξιολόγηση των μοντέλων αμφιλεγόμενη. Η ερμηνευσιμότητα και η διαφάνεια είναι επίσης σημαντικά ζητήματα. Τα μοντέλα ML, και ειδικά τα DL δίκτυα, έχουν κατακτήσει υψηλές επιδόσεις, αλλά συνήθως υπολείπονται σε θέματα ερμηνευσιμότητας. Η έλλειψη κατανόησης του πώς παίρνουν αποφάσεις αυτά τα μοντέλα (γνωστό και ως "black box" πρόβλημα) αποτελεί πρόκληση, ειδικά σε τομείς όπου η εξήγηση μιας απόφασης είναι κρίσιμη (π.χ., στην ιατρική διάγνωση ή στην χρηματοδότηση). Η αναγνώριση ανωμαλιών και η πρόβλεψη σε ακραίες ή σπάνιες συνθήκες παραμένει πρόκληση. Τα περισσότερα μοντέλα ML εκπαιδεύονται σε δεδομένα που εμφανίζουν κανονικές καταστάσεις και ενδέχεται να μην μπορούν να αντιληφθούν ή να διαχειριστούν δεδομένα που αποκλίνουν σημαντικά από τα πρότυπα. Ειδικά σε πεδία όπως η ανίχνευση απάτης ή η διάγνωση σπανίων ασθενειών, η ποιότητα και η ποσότητα των δεδομένων καθορίζουν την απόδοση. Οι εξαρτήσεις υπολογιστικής ικανότητας είναι ένα ακόμα βασικό εμπόδιο. Η ML απαιτεί μεγάλες υπολογιστικές δυνατότητες, ειδικά όταν χρησιμοποιούνται DL δίκτυα ή άλλες απαιτητικές τεχνικές. Η ανάγκη για μεγάλες ποσότητες δεδομένων και ο συνεχώς αυξανόμενος αριθμός παραμέτρων αυξάνουν την υπολογιστική πολυπλοκότητα, καθιστώντας τη διαδικασία εκπαίδευσης των μοντέλων δύσκολη, χρονοβόρα και ακριβή. Αυτό μπορεί να είναι ιδιαίτερα δύσκολο για μικρότερες εταιρείες ή για εφαρμογές που απαιτούν πραγματικό χρόνο. Τέλος, η προκατάληψη και η δικαιοσύνη παραμένουν κρίσιμα ζητήματα. Οι αλγόριθμοι ML ενδέχεται να ενσωματώνουν προκαταλήψεις από τα δεδομένα στα οποία εκπαιδεύονται. Οι προκαταλήψεις αυτές μπορεί να επηρεάσουν την αντικειμενικότητα και τη δικαιοσύνη των αποφάσεων που λαμβάνονται από τα συστήματα, ειδικά σε κρίσιμους τομείς όπως η δικαιοσύνη, οι ανθρώπινοι πόροι ή η κοινωνική ευημερία. Η ανάγκη για αλγορίθμους που ενσωματώνουν δικαιοσύνη και να είναι ευαίσθητοι στις ηθικές προεκτάσεις είναι πιο επιτακτική από ποτέ.

Παρά τις σημαντικές αυτές προκλήσεις, η ML συνεχίζει να εξελίσσεται δυναμικά, προσφέροντας πολλά υποσχόμενες προοπτικές για το μέλλον. Η ερμηνευσιμότητα και η διαφάνεια των μοντέλων ML βρίσκονται σε φάση ανάπτυξης. Ο τομέας της ερμηνείας μοντέλων προσφέρει εργαλεία που επιτρέπουν την κατανόηση των εσωτερικών διαδικασιών των αλγορίθμων, όπως οι τεχνικές LIME και SHAP για τη διερεύνηση του τρόπου λήψης αποφάσεων. Η συνεχής έρευνα στον τομέα της εξήγησης και της δικαιοσύνης θα βοηθήσει να αντιμετωπιστούν οι ανησυχίες για την αντικειμενικότητα των αλγορίθμων. Η ανάγκη για υπολογιστική ισχύ δημιουργεί την προοπτική ανάπτυξης νέων, πιο αποτελεσματικών αλγορίθμων και τεχνικών που απαιτούν λιγότερους πόρους για την εκπαίδευση και την εκτέλεση των μοντέλων. Η πρόοδος στην AI αναμένεται να προσφέρει πιο αποδοτικά μοντέλα που λειτουργούν σε περιβάλλοντα με περιορισμένους πόρους, κάτι που θα διευκολύνει την εφαρμογή της ΜΜ σε περισσότερους τομείς και περιβάλλοντα. Η ML ανοίγει νέες προοπτικές στην αυτοματοποίηση και τη βελτίωση της ανθρώπινης εμπειρίας. Η εφαρμογή των αλγορίθμων ML μπορεί να ενισχύσει το IoT, την ρομποτική και την έξυπνη πόλη, επιτρέποντας τη δημιουργία αυτοματοποιημένων συστημάτων που θα βελτιώσουν την ποιότητα ζωής, την παραγωγικότητα και την αποδοτικότητα. Στον τομέα της ασφάλειας, η ML μπορεί να ενισχύσει τις δυνατότητες ανίχνευσης απειλών και την αναγνώριση επιθέσεων σε συστήματα υπολογιστών, όπως επιθέσεις Denial of Service (DoS) ή malware. Επιπλέον, τα μοντέλα μπορούν να προβλέπουν και να προστατεύουν από μη αναμενόμενες επιθέσεις, ενισχύοντας την ανθεκτικότητα των υποδομών. Η ML εξελίσσεται σε συνδυασμό με άλλες αναδυόμενες τεχνολογίες, όπως η κβαντική υπολογιστική και η γενετική μηχανική. Η διασύνδεση αυτών των τομέων προσφέρει συναρπαστικές δυνατότητες για τη δημιουργία καινοτόμων λύσεων σε προβλήματα που ήταν αδύνατο να επιλυθούν στο παρελθόν. Οι διαθλαστικές επιστήμες θα διαδραματίσουν κεντρικό ρόλο στη μελλοντική ανάπτυξη της ML.

**Συμπεράσματα**

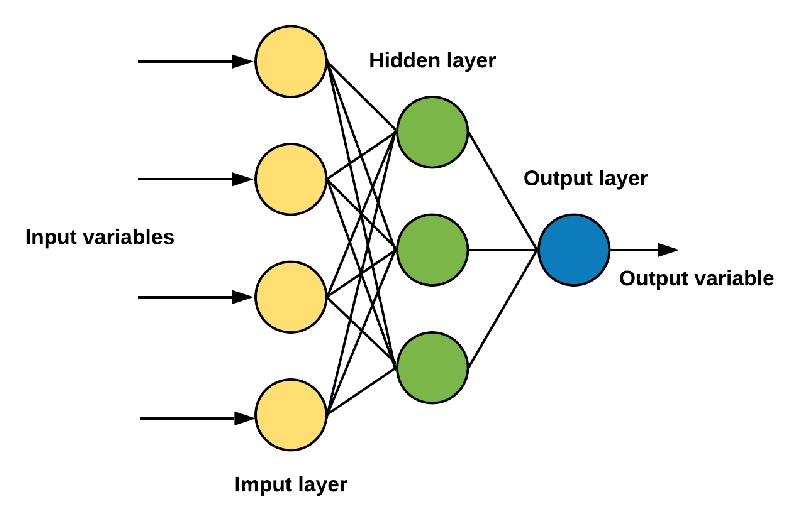
Οι προοπτικές της ML είναι τεράστιες και ενθουσιώδεις, καθώς υπόσχονται να επιλύσουν μερικά από τα πιο επείγοντα προβλήματα σε διάφορους τομείς. Παρά τις προκλήσεις, οι τεχνολογικές εξελίξεις, η εμβάθυνση της κατανόησης και η συνεργασία μεταξύ τομέων θα επιταχύνουν την υιοθέτηση και την ανάπτυξή της σε παγκόσμιο επίπεδο.

# *5*

# **Θεωρητικό Υπόβαθρο: Νευρωνικά Δίκτυα**

## 5.1 Εισαγωγή στα Νευρωνικά Δίκτυα

Τα νευρωνικά δίκτυα, ένα υποσύνολο της AI, αποτελούν μοντέλα υπολογιστικής μάθησης που βασίζονται σε αρχές εμπνευσμένες από τη βιολογία και ειδικότερα από τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου. Αυτά τα δίκτυα χρησιμοποιούν ένα σύνολο διασυνδεδεμένων «νευρώνων» για να επεξεργάζονται δεδομένα, να αναγνωρίζουν μοτίβα και να πραγματοποιούν πολύπλοκες προβλέψεις. Κάθε νευρώνας προσομοιώνει τη συμπεριφορά ενός βιολογικού νευρώνα, δέχεται ερεθίσματα, τα μετασχηματίζει και στέλνει την έξοδό του σε επόμενα σημεία του δικτύου. Η δομή ενός ANN περιλαμβάνει τουλάχιστον τρία είδη στρωμάτων: το στρώμα εισόδου, ένα ή περισσότερα κρυφά στρώματα και το στρώμα εξόδου (Εικόνα 8). Τα κρυφά στρώματα είναι αυτά όπου πραγματοποιείται η κύρια επεξεργασία, μέσω πλήθους ενεργοποιημένων νευρώνων που συνδυάζουν τις εισόδους τους και εφαρμόζουν συναρτήσεις μη γραμμικής μετασχηματιστικής δράσης. Οι έξοδοι των νευρώνων ενός στρώματος γίνονται είσοδοι για το επόμενο στρώμα, δημιουργώντας έτσι μια κατευθυνόμενη ροή πληροφορίας.



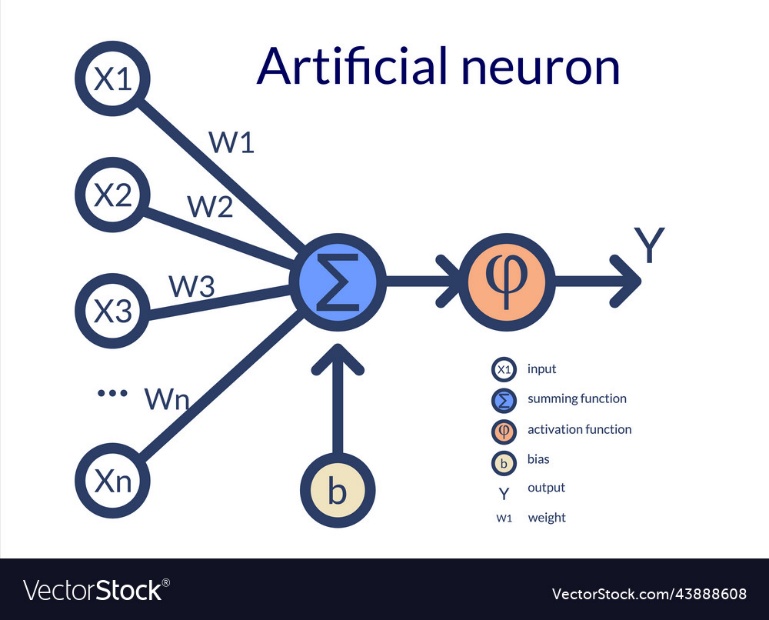
Εικόνα 8: Δομή Νευρωνικού Δικτύου – είσοδος, κρυφό στρώμα, έξοδος

Η εκπαίδευση ενός τέτοιου δικτύου βασίζεται στη διαδικασία προσαρμογής των παραμέτρων του, με σκοπό την ελαχιστοποίηση της απόκλισης μεταξύ της προβλεπόμενης και της πραγματικής τιμής. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω αλγορίθμων βελτιστοποίησης, όπως η οπισθοδιάδοση [24] και η βαθμιδωτή καθοδική αναζήτηση, οι οποίοι χρησιμοποιούνται για τη ρύθμιση των βαρών κάθε σύνδεσης στο δίκτυο. Καθώς το μοντέλο εκπαιδεύεται σε σύνολα δεδομένων, σταδιακά μαθαίνει να αποδίδει σωστά, ακόμα και όταν δέχεται άγνωστες εισόδους. Η ιστορική εξέλιξη των ANNs είναι πλούσια και διαρκώς ανανεούμενη. Τα πρώτα μοντέλα, όπως το perceptron, είχαν περιορισμούς, καθώς μπορούσαν να επιλύουν μόνο γραμμικά διαχωρίσιμα προβλήματα. Με την προσθήκη περισσότερων επιπέδων και την ανάπτυξη της μεθόδου οπισθοδιάδοσης, κατέστη δυνατή η χρήση των λεγόμενων βαθιών νευρωνικών δικτύων (deep neural networks), τα οποία προσφέρουν αυξημένη υπολογιστική ικανότητα και δυνατότητα εξαγωγής σύνθετων εννοιών από τα δεδομένα. Οι τύποι των νευρωνικών δικτύων ποικίλλουν, ανάλογα με την εφαρμογή και τα χαρακτηριστικά των δεδομένων. Τα πολυεπίπεδα perceptrons (MLPs) χρησιμοποιούνται για γενικού τύπου προβλήματα, τα CNNs [25] εφαρμόζονται στην επεξεργασία εικόνας και οπτικών δεδομένων, ενώ τα RNNs είναι κατάλληλα για χρονικές ακολουθίες και σήματα. Τα τελευταία χρόνια, τα δίκτυα τύπου Transformer έχουν κυριαρχήσει στην ανάλυση φυσικής γλώσσας και στην παραγωγή κειμένου, ενσωματώνοντας τεχνικές προσοχής που επιτρέπουν στο δίκτυο να εστιάζει σε σημαντικά σημεία των δεδομένων εισόδου. Η απόδοση και η ποιότητα ενός νευρωνικού δικτύου εξαρτώνται από μια σειρά από κρίσιμες παραμέτρους: τον αριθμό και το μέγεθος των επιπέδων, τη μορφή της συνάρτησης ενεργοποίησης, την ταχύτητα εκμάθησης, καθώς και την ικανότητα αποφυγής υπερεκπαίδευσης. Η χρήση τεχνικών όπως η κανονικοποίηση, το dropout και η ρύθμιση της πολυπλοκότητας του μοντέλου είναι απαραίτητες για τη διατήρηση της γενικευσιμότητας. Οι εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων εκτείνονται σε ποικίλα πεδία: από την αναγνώριση εικόνας και φωνής, μέχρι την ανάλυση δεδομένων χρηματοοικονομικών αγορών και τη διάγνωση ασθενειών από ιατρικές απεικονίσεις. Ειδικά στα δίκτυα επικοινωνιών και στις τεχνολογίες MIMO του 5G, μπορούν να συμβάλλουν σε προβλήματα όπως η πρόβλεψη καναλιών, η κατανομή φάσματος, και η αυτοματοποιημένη διαχείριση των πόρων. Παρά τα εντυπωσιακά αποτελέσματα που μπορούν να επιτύχουν, τα νευρωνικά δίκτυα συχνά θεωρούνται ως «μαύρα κουτιά», καθώς είναι δύσκολο να αποδοθεί αιτιακή εξήγηση για τις προβλέψεις τους. Αυτό περιορίζει τη χρήση τους σε εφαρμογές όπου απαιτείται διαφάνεια και επεξηγησιμότητα, και αποτελεί ένα από τα ανοιχτά ζητήματα του πεδίου. Συμπερασματικά, τα ANNs [26] αποτελούν ένα από τα πλέον υποσχόμενα εργαλεία της υπολογιστικής επιστήμης. Με τη δυνατότητα να προσαρμόζονται και να επεξεργάζονται σύνθετα δεδομένα, αναδεικνύονται ως κρίσιμος παράγοντας για την ανάπτυξη ευφυών συστημάτων και την αντιμετώπιση σύνθετων προβλημάτων. Στο πεδίο των δικτύων 5G, προσφέρουν ισχυρές λύσεις για δυναμική προσαρμογή και αυτοματοποίηση, καθιστώντας τα απαραίτητα για το μέλλον των επικοινωνιών.

## 5.2 Βασική Δομή ενός Νευρωνικού Δικτύου

Τα ANNs αποτελούν μια από τις πλέον προηγμένες και ευέλικτες μεθόδους επεξεργασίας και ανάλυσης δεδομένων στο πλαίσιο της σύγχρονης ML. Η λειτουργία τους εμπνέεται από τη βιολογική λειτουργία του εγκεφάλου, στον οποίο η πληροφόρηση μεταδίδεται μέσω ενός πολύπλοκου συνόλου διασυνδεδεμένων νευρώνων. Παρότι τα τεχνητά δίκτυα δεν προσπαθούν να μιμηθούν απόλυτα τη βιολογική διεργασία, ακολουθούν παρόμοια αρχή: τα δεδομένα περνούν από μια σειρά υπολογιστικών μονάδων (τεχνητών νευρώνων) και υφίστανται διαδοχικούς μετασχηματισμούς, έως ότου παραχθεί μια απόφαση ή μια πρόβλεψη με βάση τα μοτίβα που αναγνωρίστηκαν. Το πρώτο στρώμα λαμβάνει τα αρχικά δεδομένα από το εξωτερικό περιβάλλον – για παράδειγμα, αριθμούς, σήματα, ή εικονοστοιχεία – και λειτουργεί ως σημείο εκκίνησης για την επεξεργασία. Τα ενδιάμεσα στρώματα, γνωστά ως "κρυφά" επειδή δεν έχουν άμεση επαφή με τα δεδομένα εισόδου ή την τελική έξοδο, είναι υπεύθυνα για τον εντοπισμό συσχετίσεων, την αναγνώριση προτύπων και την εκμάθηση εσωτερικών αναπαραστάσεων. Κάθε στρώμα αποτελείται από έναν αριθμό νευρώνων, καθένας εκ των οποίων δέχεται σήματα από τους προηγούμενους, τα επεξεργάζεται και τα προωθεί παρακάτω. Το τελικό στρώμα, αυτό της εξόδου, επιστρέφει την απάντηση του δικτύου, που μπορεί να είναι ένας αριθμός, μια πιθανότητα ή μια κατηγορία. Στο επίπεδο ενός μεμονωμένου τεχνητού νευρώνα, η λειτουργία είναι αρκετά συγκεκριμένη. Ο νευρώνας δέχεται εισόδους, τις οποίες πολλαπλασιάζει με συγκεκριμένους συντελεστές (βάρη), προσθέτει μια σταθερά (bias) και στη συνέχεια εφαρμόζει το συνολικό άθροισμα σε μία μη γραμμική συνάρτηση, γνωστή ως συνάρτηση ενεργοποίησης. Η τελική τιμή που προκύπτει είναι η έξοδος του νευρώνα, η οποία μεταδίδεται στους επόμενους (Εικόνα 9). Ουσιαστικά, η μαθηματική αναπαράσταση της διαδικασίας αυτής περιγράφεται από τη σχέση:

α = f(w1x1 + w2x2 + … + wnxn + b)



Εικόνα 9: Υπολογιστικό μοντέλο ενός τεχνητού νευρώνα: οι είσοδοι πολλαπλασιάζονται με βάρη, προστίθεται bias και το αποτέλεσμα περνά από συνάρτηση ενεργοποίησης

Η επιλογή της κατάλληλης συνάρτησης ενεργοποίησης επηρεάζει καθοριστικά τη δυνατότητα του δικτύου να διαχειριστεί σύνθετες και μη γραμμικές σχέσεις. Συνήθως χρησιμοποιούνται συναρτήσεις όπως η ReLU (Rectified Linear Unit) [27], η οποία αποδίδει μηδέν για αρνητικές τιμές και αφήνει τις θετικές αναλλοίωτες, ή η sigmoid και η tanh, που συμπιέζουν τις τιμές σε συγκεκριμένα όρια. Η διαδικασία με την οποία το δίκτυο "μαθαίνει" είναι γνωστή ως εκπαίδευση, και περιλαμβάνει δύο κρίσιμες φάσεις: τη διάδοση προς τα εμπρός (forward propagation) και την ανάστροφη διάδοση σφάλματος (backpropagation). Στο πρώτο στάδιο, οι είσοδοι προχωρούν μέσα στο δίκτυο και παράγεται μια προβλεπόμενη έξοδος. Αυτή συγκρίνεται με την πραγματική επιθυμητή τιμή, και η διαφορά μεταξύ τους – το σφάλμα – υπολογίζεται μέσω κάποιας συνάρτησης κόστους. Στο δεύτερο στάδιο, το σφάλμα διαχέεται προς τα πίσω μέσα στο δίκτυο και χρησιμοποιείται για να τροποποιηθούν τα βάρη και τα bias κάθε νευρώνα, με σκοπό τη μείωση του συνολικού σφάλματος στις επόμενες επαναλήψεις. Οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης που αξιοποιούνται σε αυτό το στάδιο περιλαμβάνουν τεχνικές όπως η καθοδική βαθμίδα (gradient descent) ή πιο πολύπλοκες παραλλαγές όπως η Adam. Αξίζει να σημειωθεί ότι, όσο αυξάνεται το βάθος ενός δικτύου (δηλαδή ο αριθμός των κρυφών στρώσεων), τόσο αυξάνεται και η υπολογιστική του ισχύς, αλλά και η πολυπλοκότητα της εκπαίδευσης. Ένα MLP επαρκεί για απλές εφαρμογές, όμως πιο απαιτητικά πεδία, όπως η επεξεργασία εικόνας, απαιτούν CNN, ενώ για προβλήματα με χρονικές εξαρτήσεις προτιμώνται τα RNN. Παρά τις διαφορές τους, όλα τα είδη νευρωνικών δικτύων μοιράζονται τον ίδιο θεμελιώδη τρόπο λειτουργίας. Εν κατακλείδι, η βασική δομή ενός νευρωνικού δικτύου αποτελεί ένα εντυπωσιακά ευέλικτο πλαίσιο που επιτρέπει σε αλγορίθμους να εντοπίζουν πολύπλοκες σχέσεις στα δεδομένα, ακόμα και όταν δεν υπάρχει κάποια προφανής ή απλή μαθηματική εξήγηση. Η κατανόηση της λειτουργίας και της αρχιτεκτονικής των νευρωνικών δικτύων είναι κρίσιμη, όχι μόνο για εφαρμογές γενικής χρήσης, αλλά και για εξειδικευμένες τεχνολογίες, όπως η βελτιστοποίηση της χρήσης πόρων σε περιβάλλοντα ασύρματης επικοινωνίας υψηλής πολυπλοκότητας, όπως αυτά που συναντώνται στα σύγχρονα δίκτυα MIMO πέμπτης γενιάς.

## 5.3 Λειτουργία Τεχνητού Νευρώνα

Ο τεχνητός νευρώνας αποτελεί την ελάχιστη αλλά θεμελιώδη μονάδα σε ένα ANN, το οποίο χρησιμοποιείται ευρέως στον χώρο της AI και της ML. Η ιδέα πίσω από τη λειτουργία του αντλεί έμπνευση από τη βιολογία και συγκεκριμένα από τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου. Εκεί, οι φυσικοί νευρώνες δέχονται ηλεκτροχημικά ερεθίσματα από άλλους νευρώνες, τα φιλτράρουν και, εφόσον πληρούν ένα συγκεκριμένο όριο, μεταδίδουν ένα σήμα στους επόμενους νευρώνες. Με παρόμοιο τρόπο, ο τεχνητός νευρώνας διαχειρίζεται πληροφορίες με μαθηματικά μέσα, υλοποιώντας ένα απλό αλλά αποτελεσματικό υπολογιστικό πρότυπο. Η λειτουργία ενός τεχνητού νευρώνα ξεκινά με την παραλαβή ενός συνόλου εισόδων, δηλαδή αριθμητικών τιμών που συνήθως αντιστοιχούν σε μεταβλητές ενός προβλήματος. Σε κάθε είσοδο αντιστοιχεί ένας αριθμητικός συντελεστής, γνωστός ως βάρος, ο οποίος καθορίζει τη σχετική σημασία της εισόδου στην τελική απόφαση του νευρώνα. Ο νευρώνας υπολογίζει το λεγόμενο σταθμισμένο άθροισμα, δηλαδή το άθροισμα όλων των γινομένων εισόδου και βάρους, στο οποίο προστίθεται ένας ακόμη όρος που ονομάζεται προκατάληψη ή μετατόπιση (bias). Ο bias λειτουργεί ως ρυθμιστικό εργαλείο, βοηθώντας τον νευρώνα να “μετατοπίζει” το αποτέλεσμα σε κατάλληλες τιμές. Το επόμενο κρίσιμο βήμα είναι η εφαρμογή μιας συνάρτησης ενεργοποίησης πάνω στο αποτέλεσμα του αθροίσματος. Η συνάρτηση αυτή καθορίζει αν και σε ποιο βαθμό ο νευρώνας θα ενεργοποιηθεί, δηλαδή θα παράγει κάποια έξοδο (Εικόνα 10). Η ενεργοποίηση προσδίδει στο μοντέλο την ικανότητα να προσεγγίζει μη γραμμικές σχέσεις, καθιστώντας το ικανό να αντιμετωπίσει πολύπλοκα προβλήματα. Ανάλογα με τη φύση της εργασίας, μπορούν να επιλεχθούν διαφορετικές συναρτήσεις ενεργοποίησης όπως η sigmoid, η tanh ή η ReLU, κάθε μία με τα δικά της χαρακτηριστικά και περιοχές εφαρμογής.

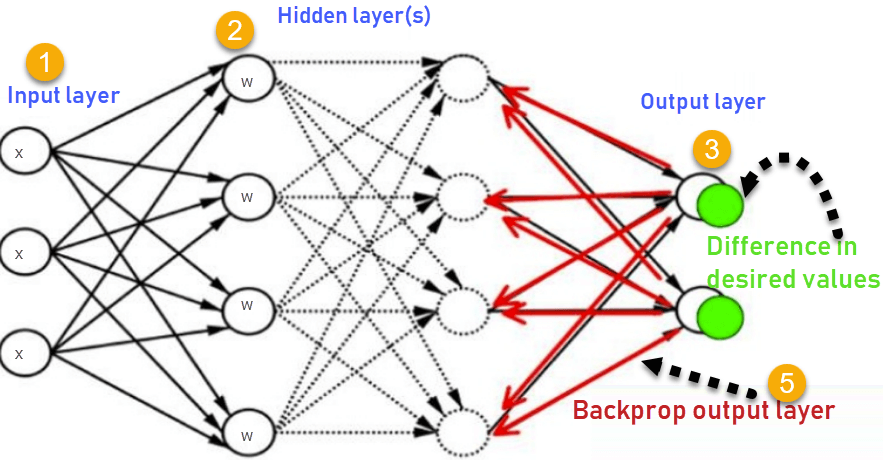


Εικόνα 10: Γράφημα συναρτήσεων ενεργοποίησης

Το τελικό αποτέλεσμα του νευρώνα, δηλαδή η τιμή που εξάγεται από τη συνάρτηση ενεργοποίησης, μπορεί είτε να θεωρηθεί ως άμεση πρόβλεψη, είτε να περάσει σε επόμενους νευρώνες σε πολυστρωματικά δίκτυα, τα οποία επιτρέπουν την εκμάθηση σύνθετων προτύπων από τα δεδομένα. Ένα τέτοιο δίκτυο περιλαμβάνει συνήθως τρία βασικά μέρη, τα οποία συνεργάζονται ώστε να επιλύσουν προβλήματα όπως η ταξινόμηση, η πρόβλεψη ή η ανίχνευση προτύπων. Η διαδικασία κατά την οποία ένας νευρώνας “μαθαίνει” είναι γνωστή ως εκπαίδευση. Σε αυτήν, το σύστημα τροφοδοτείται με σύνολα δεδομένων και υπολογίζεται η απόκλιση της εξόδου του από την επιθυμητή τιμή (σφάλμα). Στη συνέχεια, χρησιμοποιείται ένας αλγόριθμος βελτιστοποίησης, συνήθως ο αλγόριθμος καθοδικής κλίσης (gradient descent), για να αναπροσαρμοστούν τα βάρη και το bias με τέτοιο τρόπο ώστε να μειωθεί το σφάλμα. Η προσαρμογή γίνεται με βάση τον υπολογισμό της παραγώγου του σφάλματος ως προς κάθε βάρος – μια διαδικασία που υλοποιείται μέσω της οπισθοδιάδοσης (backpropagation). Αν και ο μεμονωμένος τεχνητός νευρώνας δεν έχει μεγάλη υπολογιστική δύναμη, όταν ενσωματώνεται σε ένα ευρύτερο δίκτυο αποκτά τη δυνατότητα να μοντελοποιήσει εξαιρετικά σύνθετες σχέσεις. Τέτοια δίκτυα έχουν ήδη αποδειχθεί πολύτιμα σε εφαρμογές όπως η ανάλυση εικόνας, η φωνητική αναγνώριση, η επεξεργασία φυσικής γλώσσας και η ιατρική διάγνωση. Η εις βάθος κατανόηση της λειτουργίας του τεχνητού νευρώνα αποτελεί θεμέλιο γνώσης για όποιον επιθυμεί να προσεγγίσει την επιστήμη της AI όχι απλώς ως χρήστης, αλλά ως δημιουργός προηγμένων υπολογιστικών μοντέλων.

## 5.4 Η Διαδικασία Εκπαίδευσης Ενός Νευρωνικού Δικτύου

Η εκπαίδευση ANNs αποτελεί μια ιδιαίτερα σημαντική φάση στην ανάπτυξη συστημάτων AI, καθώς προσδίδει στο δίκτυο τη δυνατότητα να αντιλαμβάνεται σχέσεις και δομές εντός των δεδομένων. Πρόκειται για μια διαδικασία προσαρμογής, κατά την οποία το δίκτυο μεταβάλλει σταδιακά τις παραμέτρους του – κυρίως τα βάρη των συνδέσεων – ώστε να επιτυγχάνει όλο και μεγαλύτερη ακρίβεια στην πρόβλεψη ή αναγνώριση δεδομένων. Η διαδικασία αυτή δεν είναι στατική αλλά επαναληπτική, στηριγμένη σε αρχές της αριθμητικής βελτιστοποίησης και της στατιστικής επαγωγής. Αρχικά, το δίκτυο δέχεται ένα σύνολο δεδομένων που περιλαμβάνει εισόδους και τις επιθυμητές εξόδους (τιμές στόχου). Κάθε είσοδος διατρέχει το δίκτυο σε μια κατεύθυνση από την είσοδο προς την έξοδο, ενεργοποιώντας κάθε επίπεδο και κάθε νευρώνα μέσω συγκεκριμένων συναρτήσεων ενεργοποίησης. Το αποτέλεσμα αυτού του βήματος, γνωστό ως "προώθηση" (forward pass), είναι η παραγόμενη έξοδος του δικτύου. Στη συνέχεια, η έξοδος αυτή συγκρίνεται με την αναμενόμενη απάντηση, και η διαφορά μεταξύ τους ποσοτικοποιείται με τη βοήθεια μιας μαθηματικής συνάρτησης απώλειας (loss function). Η πληροφορία αυτή χρησιμοποιείται για να ξεκινήσει η διαδικασία της οπισθοδιάδοσης (backpropagation), μέσω της οποίας το δίκτυο υπολογίζει το πώς κάθε βάρος επηρέασε το τελικό σφάλμα (Εικόνα 11). Αυτή η διαδικασία αξιοποιεί τις παραγώγους της συνάρτησης κόστους ως προς κάθε βάρος, διαχέοντας το σφάλμα από την έξοδο προς την είσοδο, και επιτρέπει στο δίκτυο να «κατανοήσει» σε ποιες περιοχές απαιτείται προσαρμογή.



Εικόνα 11: Οπισθοδιάδοση σφάλματος (backpropagation) σε νευρωνικό δίκτυο

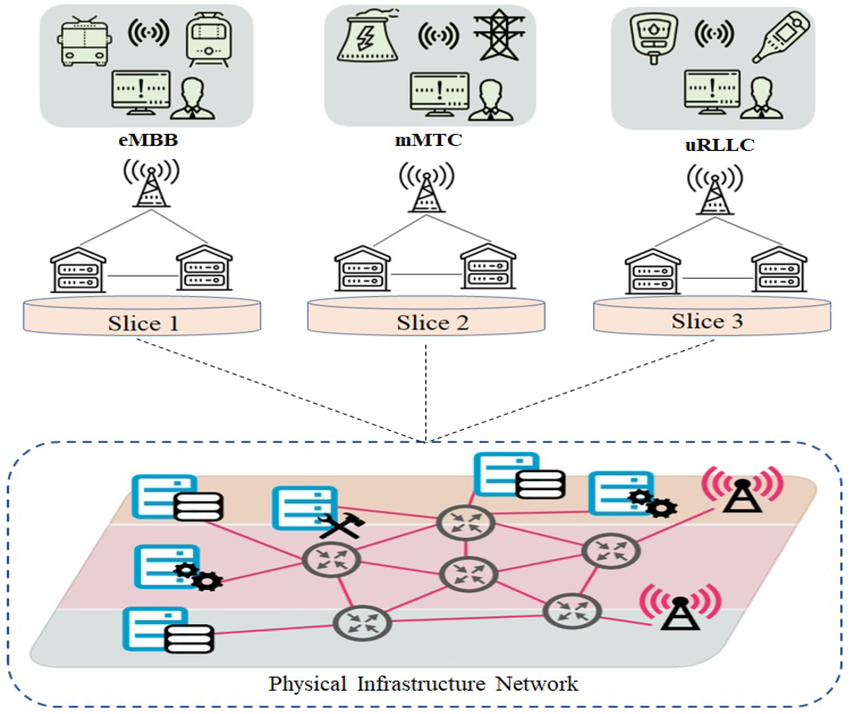
Ακολουθεί η τροποποίηση των βαρών με βάση έναν αλγόριθμο βελτιστοποίησης, όπως ο κλασικός αλγόριθμος καθοδικής κλίσης (gradient descent), που εφαρμόζει την εξής γενική αρχή: *w←w−η⋅∇L*, όπου 𝜂 είναι ο ρυθμός εκμάθησης (learning rate), και ∇L είναι το διάνυσμα των παραγώγων του σφάλματος ως προς τα βάρη. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται για πολλές εποχές (epochs), δηλαδή για πολλαπλά περάσματα όλων των δεδομένων μέσα από το δίκτυο. Με κάθε επανάληψη, το σύστημα πλησιάζει σε μια πιο ακριβή αναπαράσταση του προβλήματος, ελαχιστοποιώντας το συνολικό σφάλμα. Ιδιαίτερη σημασία έχει η ικανότητα του μοντέλου να «γενικεύει» – δηλαδή να αποδίδει καλά και σε δεδομένα που δεν έχει συναντήσει πριν. Αυτή η ιδιότητα κρίνεται απαραίτητη για να μπορεί το δίκτυο να εφαρμόζεται σε πραγματικές συνθήκες. Ωστόσο, ένα νευρωνικό δίκτυο μπορεί να παρουσιάσει υπερεκπαίδευση (overfitting), δηλαδή να αποδώσει εξαιρετικά σε δεδομένα εκπαίδευσης αλλά να αποτύχει σε νέα δείγματα. Για να αποφευχθεί αυτό το φαινόμενο, εφαρμόζονται διάφορες τεχνικές, όπως η προσθήκη θορύβου (noise injection), η διακοπή συνδέσεων (dropout), καθώς και η χρήση συνόλων επικύρωσης. Παράλληλα, η κατάλληλη επιλογή των υπερπαραμέτρων – όπως ο αριθμός των στρωμάτων, το είδος της συνάρτησης ενεργοποίησης (π.χ. ReLU, tanh), και το μέγεθος των batch – επηρεάζει σημαντικά την ποιότητα της εκπαίδευσης. Πέρα από τον βασικό gradient descent, υπάρχουν και προηγμένες τεχνικές βελτιστοποίησης όπως οι Adam, Adagrad και RMSprop, που ενισχύουν τη σταθερότητα και την ταχύτητα σύγκλισης του αλγορίθμου σε σύνθετα προβλήματα. Επίσης, η χρήση mini-batches – δηλαδή εκπαίδευση σε υποσύνολα των δεδομένων – προσφέρει ισορροπία μεταξύ ακρίβειας και υπολογιστικής αποδοτικότητας, βοηθώντας στη γενίκευση και αποφυγή τοπικών ελαχίστων. Εν κατακλείδι, η εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου αποτελεί έναν συνδυασμό αριθμητικών, στατιστικών και αλγοριθμικών διαδικασιών που στοχεύουν στη δημιουργία μοντέλων ικανά να επεξεργάζονται πολύπλοκα δεδομένα και να εξάγουν χρήσιμη πληροφορία. Η διαδικασία αυτή είναι θεμελιώδης σε ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών της ML και της AI, καθιστώντας τα νευρωνικά δίκτυα ισχυρά εργαλεία στην ανάλυση πληροφορίας και στη λήψη αποφάσεων.

## 5.5 Τύποι Νευρωνικών Δικτύων

Τα ANNs) αποτελούν θεμελιώδες εργαλείο της ML και έχουν εφαρμοστεί επιτυχώς σε πληθώρα προβλημάτων, από την αναγνώριση προτύπων έως την κατανομή πόρων σε τηλεπικοινωνιακά συστήματα. Ανάλογα με τη δομή και τον τύπο δεδομένων, διακρίνονται σε επιμέρους κατηγορίες. Η πιο βασική αρχιτεκτονική είναι το Feedforward Neural Network (FNN), στο οποίο η πληροφορία ρέει από την είσοδο προς την έξοδο χωρίς χρονική ανατροφοδότηση. Τα FNN χρησιμοποιούνται ευρέως σε προβλήματα ταξινόμησης και αποτελούν τη βάση για πιο σύνθετα μοντέλα. Για χωρικά δεδομένα (π.χ. εικόνες), χρησιμοποιούνται τα CNNs, τα οποία μπορούν να εντοπίζουν οπτικά μοτίβα μέσω φίλτρων. Αν και δεν αξιοποιούνται στο παρόν πείραμα, παραμένουν σημαντικά για σχετικές εφαρμογές. Τα RNNs και οι παραλλαγές τους όπως τα LSTM (Long Short-Term Memory) [28] έχουν σχεδιαστεί για ακολουθιακά δεδομένα, προσφέροντας “μνήμη” σε χρονικές σειρές. Στο πλαίσιο δικτύων 5G, τέτοιες δομές ενδέχεται να αξιοποιηθούν μελλοντικά για πρόβλεψη φόρτου ή ποιότητας σύνδεσης. Ειδικές αρχιτεκτονικές όπως τα GANs ή τα RBFNs έχουν περιορισμένη συνάφεια με το πρόβλημα του τεμαχισμού δικτύου και δεν εξετάζονται περαιτέρω. Συνολικά, η επιλογή του κατάλληλου τύπου εξαρτάται από τα δεδομένα και τον στόχο. Στο παρόν πείραμα, χρησιμοποιούνται παραλλαγές FNN λόγω της ταξινομητικής φύσης του προβλήματος.

## 5.6 Η Συμβολή των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων στη Διαχείριση του Network Slicing σε Δίκτυα 5G

Η τεχνολογική πρόοδος που φέρνει το 5G δεν περιορίζεται σε απλές αυξήσεις στην ταχύτητα ή στη μείωση της καθυστέρησης. Αντιθέτως, εισάγει μια ολόκληρη νέα φιλοσοφία ως προς τον τρόπο με τον οποίο τα δίκτυα λειτουργούν και εξυπηρετούν εφαρμογές με ποικίλες και συχνά αντικρουόμενες απαιτήσεις. Στο επίκεντρο αυτής της μεταβολής βρίσκεται το λεγόμενο network slicing, μια αρχιτεκτονική προσέγγιση που επιτρέπει την εικονική κατανομή της υποδομής ενός δικτύου σε ξεχωριστές λογικές ενότητες ή "slices", οι οποίες λειτουργούν με σχετική ανεξαρτησία και εξυπηρετούν συγκεκριμένες υπηρεσίες ή ομάδες χρηστών (Εικόνα 12). Αυτή η τεχνική παρέχει τη δυνατότητα στο 5G να προσφέρει εξατομικευμένα χαρακτηριστικά ποιότητας υπηρεσίας, γεγονός που το καθιστά κατάλληλο για πολύπλοκα σενάρια χρήσης όπως η τηλεχειρουργική, η βιομηχανική αυτοματοποίηση και οι εφαρμογές εικονικής/επαυξημένης πραγματικότητας.



Εικόνα 12: Διάγραμμα αρχιτεκτονικής Network Slicing στο 5G

Η πρακτική εφαρμογή του network slicing, ωστόσο, απαιτεί την επίλυση σημαντικών ζητημάτων σε επίπεδο ελέγχου, διαχείρισης και κατανομής πόρων. Δεν αρκεί η στατική δέσμευση υποδομών – αντιθέτως, απαιτείται συνεχής προσαρμογή στις πραγματικές συνθήκες λειτουργίας του δικτύου. Η συμπεριφορά των slices δεν είναι προβλέψιμη ή γραμμική, και γι’ αυτό απαιτούνται εξελιγμένες υπολογιστικές τεχνικές που μπορούν να ανταποκρίνονται σε αυτές τις ανάγκες. Τα νευρωνικά δίκτυα, ως μορφές AI, διαθέτουν ακριβώς τις ιδιότητες που απαιτούνται για τη λήψη αποφάσεων σε τέτοια πολύπλοκα και ρευστά περιβάλλοντα. Τα ANNs είναι υπολογιστικά συστήματα εμπνευσμένα από τη δομή και τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου. Μέσα από μια διαδικασία μάθησης βάσει δεδομένων, καταφέρνουν να εντοπίζουν αόρατες συσχετίσεις και να βελτιώνονται συνεχώς όσο εκτίθενται σε νέα παραδείγματα. Επομένως, είναι ιδανικά εργαλεία για την κατανόηση και τη διαχείριση της ροής δεδομένων σε κάθε slice, επιτρέποντας την πρόβλεψη της μελλοντικής ζήτησης και την έγκαιρη τροποποίηση των διαθέσιμων πόρων. Δίκτυα όπως τα RNN και LSTM, τα οποία ενσωματώνουν χρονική μνήμη, είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικά στην επεξεργασία ιστορικών δεδομένων δικτύου για τον προσδιορισμό επαναλαμβανόμενων προτύπων. Παράλληλα, η RL και ειδικότερα η μορφή της που βασίζεται σε DL δίκτυα [29] παρέχει έναν ακόμα πιο δυναμικό μηχανισμό απόφασης. Μέσω μιας συνεχούς διαδικασίας δοκιμής και σφάλματος, ο "πράκτορας" του συστήματος μαθαίνει πώς να επιλέγει κατανομές πόρων που μεγιστοποιούν την αποδοτικότητα, λαμβάνοντας υπόψη ταυτόχρονα πολλές αντικρουόμενες παραμέτρους – όπως η κατανάλωση ενέργειας, η καθυστέρηση, και το εύρος ζώνης. Το σημαντικότερο είναι ότι οι αποφάσεις αυτές προκύπτουν χωρίς την ανάγκη ανθρώπινης παρέμβασης και μπορούν να βελτιώνονται με την πάροδο του χρόνου. Μια ακόμη αξιοσημείωτη εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων στο slicing είναι η ικανότητά τους να ανιχνεύουν ανωμαλίες. Με την εκπαίδευση σε φυσιολογικά μοτίβα λειτουργίας, μπορούν να αναγνωρίσουν παρεκκλίσεις που οφείλονται σε τεχνικά προβλήματα, επιθέσεις ασφαλείας ή απροσδόκητα συμβάντα στο δίκτυο. Χρησιμοποιώντας autoencoders ή GANs, ένα σύστημα μπορεί να εκπέμψει προειδοποίηση πριν ένα πρόβλημα κλιμακωθεί και επηρεάσει πολλούς χρήστες ή κρίσιμες υπηρεσίες. Δεν πρέπει, ωστόσο, να παραβλέψουμε και τις προκλήσεις. Η απαίτηση για μεγάλα και ποιοτικά δεδομένα εκπαίδευσης, η ανάγκη για υψηλή υπολογιστική ισχύ και η περιορισμένη δυνατότητα ερμηνείας των αποφάσεων που λαμβάνονται από τα νευρωνικά μοντέλα, περιορίζουν κάποιες φορές την άμεση εφαρμογή τους σε κρίσιμα δίκτυα. Παρ’ όλα αυτά, η ραγδαία ανάπτυξη του edge computing και η συνεχιζόμενη έρευνα πάνω σε "διαφανή" μοντέλα AI καθιστούν αυτά τα εμπόδια λιγότερο ανυπέρβλητα. Συνοψίζοντας, η συμβολή των ANNs στην επιτυχή υλοποίηση του network slicing στο 5G είναι ουσιαστική. Δεν πρόκειται απλώς για μια τεχνολογική επιλογή, αλλά για μια αναγκαιότητα που επιβάλλεται από την ίδια τη φύση του προβλήματος. Η προσαρμοστικότητα, η προγνωστική ικανότητα και η αυτονομία τους προσδίδουν στα δίκτυα μια νέα διάσταση ευφυΐας. Καθώς η μετάβαση προς την επόμενη γενιά επικοινωνιών (6G) βρίσκεται ήδη σε εξέλιξη, είναι βέβαιο πως τα νευρωνικά δίκτυα θα συνεχίσουν να αποτελούν αναπόσπαστο μέρος των μελλοντικών αρχιτεκτονικών, διαμορφώνοντας το τοπίο των ασύρματων επικοινωνιών της επόμενης δεκαετίας.

# *6*

# **Πειραματικό Κεφάλαιο**

## 6.1 Εισαγωγή

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζεται η πειραματική διαδικασία που ακολουθήθηκε για την αξιολόγηση δύο αρχιτεκτονικών νευρωνικών δικτύων (NN1 και NN2) με στόχο την ταξινόμηση τύπων slice σε περιβάλλοντα 5G (eMBB, URLLC, mMTC). Ο όρος "slice" στο πλαίσιο των δικτύων 5G αναφέρεται στη λογική κατάτμηση των πόρων του δικτύου ώστε να εξυπηρετούνται διαφορετικές υπηρεσίες με διαφοροποιημένες απαιτήσεις QoS. Η ανάλυση καλύπτει το σύνολο των σταδίων της μεθοδολογίας, ξεκινώντας από την περιγραφή του αρχικού συνόλου δεδομένων και τις ενέργειες προεπεξεργασίας που εφαρμόστηκαν για τον καθαρισμό και τη μείωση της διαστασιμότητας. Ακολουθεί η θεωρητική και πρακτική προσέγγιση του φαινομένου της υπερεκπαίδευσης (overfitting), καθώς και η μεθοδολογία διαχωρισμού των δεδομένων σε σύνολα εκπαίδευσης, επικύρωσης και δοκιμών. Παρουσιάζονται επίσης οι αρχιτεκτονικές των δύο μοντέλων και οι αντίστοιχες υπερπαράμετροι, ενώ ιδιαίτερη έμφαση δίνεται στην ανάλυση των αποτελεσμάτων μέσω ποσοτικών μετρικών και γραφικών απεικονίσεων. Το κεφάλαιο ολοκληρώνεται με σχολιασμό του υλοποιημένου κώδικα, ο οποίος τεκμηριώνει πλήρως την πειραματική διαδικασία.

***6.2 Dataset και Προεπεξεργασία***

Η παρούσα ενότητα περιγράφει τη δομή και τα χαρακτηριστικά του αρχικού συνόλου δεδομένων, καθώς και τις ενέργειες που πραγματοποιήθηκαν στο πλαίσιο της προεπεξεργασίας με σκοπό την ορθολογική επιλογή μεταβλητών και τη μείωση της διαστασιμότητας. Το αρχικό dataset περιλάμβανε 16 μεταβλητές εισόδου (features) και μία στοχευόμενη μεταβλητή (target variable) με την ονομασία “slice Type”, η οποία αντιπροσώπευε την κατηγορία δικτυακού slice (eMBB, URLLC, mMTC). Συνολικά καταγράφηκαν 31.583 δείγματα, αντιπροσωπεύοντας ποικίλες συνθήκες λειτουργίας σε δικτυακά περιβάλλοντα 5G. Η διαδικασία επιλογής χαρακτηριστικών ακολούθησε προσεκτική ανάλυση τόσο ποσοτικών κριτηρίων όσο και θεματικής συνάφειας. Από τα αρχικά χαρακτηριστικά, επιλέχθηκαν τα εξής: LTE/5G Category, Time, Packet Loss Rate, Packet Delay, Industry 4.0, και IoT Devices. Τα υπόλοιπα αφαιρέθηκαν λόγω υπερβολικής συσχέτισης μεταξύ τους (πολυσυγγραμμικότητα), χαμηλής προστιθέμενης αξίας στην πρόβλεψη της εξαρτημένης μεταβλητής ή υπερβολικής εξειδίκευσης που ενδεχομένως να οδηγούσε σε διαρροή πληροφορίας (data leakage)(Πίνακας 4). Είναι μία κατάσταση κατά την οποία πληροφορία από το validation ή το test set χρησιμοποιείται κατά την εκπαίδευση, οδηγώντας σε πλασματικά υψηλά αποτελέσματα που δεν αντανακλούν την πραγματική απόδοση σε άγνωστα δεδομένα. Συγκεκριμένα, χαρακτηριστικά όπως τα “Healthcare” ή “Smart City & Home” έφεραν ετικετοποιημένη πληροφορία που καθιστούσε το πρόβλημα λιγότερο γενικεύσιμο.

Πίνακας 4: Χαρακτηριστικά που Αφαιρέθηκαν (πριν τον καθαρισμό)

|  |  |
| --- | --- |
| Χαρακτηριστικό (Feature) | Τιμή (Value) |
| IoT | 1 |
| LTE/5G | 1 |
| Smart Transportation | 0 |
| Smart City & Home | 0 |
| Non-GBR | 1 |
| AR/VR/Gaming | 0 |
| Healthcare | 0 |
| Smartphone | 1 |
| GBR | 1 |
| Public Safety | 0 |

Η νέα κατανομή εμφανίζει πιο συνεκτική και ισορροπημένη παρουσία μεταβλητών που σχετίζονται άμεσα με την ποιότητα του δικτυακού slice και τις επιδόσεις του (όπως latency και loss). Η εν λόγω κατανομή όπως φαίνεται και στην Εικόνα 13 υποστηρίζει τη δημιουργία απλοποιημένου αλλά ισχυρού μοντέλου, που εστιάζει στις βασικές παραμέτρους απόδοσης.

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

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

*Εικόνα 13: Κατανομή Τελικών Χαρακτηριστικών (μετά τον καθαρισμό)*

Η σχετική συνεισφορά κάθε μεταβλητής ως προς την εξαρτημένη μεταβλητή, με χρήση του δείκτη αμοιβαίας πληροφορίας (mutual information) αποτυπώνεται στην Εικόνα 14. Διαπιστώνεται ότι οι μεταβλητές “Packet Loss Rate” και “Packet Delay” εμφανίζουν τη μεγαλύτερη πληροφοριακή συσχέτιση με τον τύπο slice, γεγονός που καθιστά τη διατήρησή τους απολύτως απαραίτητη για τη βελτιστοποίηση της απόδοσης του ταξινομητή.

Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, διάγραμμα, αριθμός

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 14: Αμοιβαία Πληροφορία με τη μεταβλητή “Slice Type”

Ο πίνακας συσχέτισης μεταξύ των τελικών μεταβλητών αποκαλύπτει ότι δεν υπάρχει έντονη γραμμική συσχέτιση μεταξύ τους (Εικόνα 15). Αυτό είναι επιθυμητό, καθώς περιορίζει τον κίνδυνο πλεοναζουσών πληροφοριών και ενισχύει τη σταθερότητα του μοντέλου κατά την εκπαίδευση.

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

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 15: Πίνακας Συσχέτισης Τελικών Χαρακτηριστικών

Συνοψίζοντας, η διαδικασία επιλογής και καθαρισμού των χαρακτηριστικών επέτρεψε την κατασκευή ενός πιο διαχειρίσιμου και λειτουργικού συνόλου δεδομένων, μειώνοντας τον αριθμό εισόδων και διατηρώντας μόνο εκείνες που είναι πληροφοριακά σημαντικές για το πρόβλημα της ταξινόμησης slice σε δίκτυα 5G. Η μεθοδολογία αυτή ενισχύει την ικανότητα γενίκευσης των μοντέλων και περιορίζει την πιθανότητα υπερεκπαίδευσης.

## 6.3 Το Πρόβλημα του Overfitting

Κατά την εκπαίδευση μοντέλων ML, και ιδίως νευρωνικών δικτύων, ένα από τα συχνότερα και πιο επιζήμια φαινόμενα είναι το λεγόμενο overfitting. Το φαινόμενο αυτό προκύπτει όταν το μοντέλο προσαρμόζεται υπερβολικά στα μοτίβα του συνόλου εκπαίδευσης, με αποτέλεσμα να μαθαίνει και τις τυχαίες ή μη γενικεύσιμες λεπτομέρειες των δεδομένων. Η συνέπεια είναι ότι η απόδοσή του επιδεινώνεται σημαντικά όταν εκτεθεί σε άγνωστα δεδομένα, μειώνοντας την πρακτική του χρησιμότητα. Το overfitting εκδηλώνεται τυπικά με πολύ υψηλές επιδόσεις (π.χ. accuracy) στο training set και σημαντικά χαμηλότερες στο validation ή test set. Παράλληλα, η καμπύλη της συνάρτησης απώλειας (loss) στο training set συνεχίζει να μειώνεται, ενώ η loss στο validation set είτε σταθεροποιείται είτε αυξάνεται, γεγονός που καταδεικνύει ότι το μοντέλο δεν μαθαίνει πλέον κάτι γενικεύσιμο.

**Θεωρητικές Τεχνικές Αντιμετώπισης Overfitting**

Η βιβλιογραφία προτείνει ποικίλες στρατηγικές για την αποφυγή ή τη μετρίαση της υπερεκπαίδευσης. Μεταξύ των πιο διαδεδομένων συγκαταλέγεται η κανονικοποίηση (regularization) [30], με τεχνικές όπως οι L1 και L2 να προσθέτουν ποινές στις τιμές των βαρών, περιορίζοντας την πολυπλοκότητα του μοντέλου. Επίσης, η χρήση dropout layers [31], κατά την οποία τυχαίοι νευρώνες απενεργοποιούνται κατά τη φάση της εκπαίδευσης, συμβάλλει στη μείωση της αλληλεξάρτησης μεταξύ χαρακτηριστικών. Μια ακόμη στρατηγική είναι η μείωση διαστάσεων, είτε μέσω επιλογής των σημαντικότερων χαρακτηριστικών είτε με τη χρήση τεχνικών όπως η PCA, η οποία περιορίζει την πιθανότητα υπερεκπαίδευσης. Το early stopping αποτελεί επίσης μια αποτελεσματική πρακτική, καθώς η εκπαίδευση διακόπτεται όταν η απόδοση στο validation set σταματήσει να βελτιώνεται, αποφεύγοντας έτσι την υπερπροσαρμογή. Η ενίσχυση δεδομένων (data augmentation), ιδιαίτερα χρήσιμη σε περιπτώσεις εικόνων ή ακολουθιών, μπορεί να ενισχύσει σημαντικά τη γενίκευση του μοντέλου. Τέλος, η αύξηση του μεγέθους του δείγματος και η ισορροπία μεταξύ των τάξεων συμβάλλουν καθοριστικά στη σταθερότητα της εκπαίδευσης και στην αποτροπή της υπερεκπαίδευσης. Στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας εφαρμόστηκε συνδυασμός των παραπάνω τεχνικών προσαρμοσμένων στο πρόβλημα ταξινόμησης τύπων slice σε δίκτυα 5G. Ειδικότερα, αξιοποιήθηκαν τεχνικές regularization, dropout, batch normalization και early stopping σε διάφορες παραλλαγές, ανάλογα με την αρχιτεκτονική κάθε μοντέλου. Οι ακριβείς ρυθμίσεις και υλοποιήσεις των τεχνικών αυτών παρουσιάζονται αναλυτικά στην ενότητα 6.5, όπου περιγράφονται οι αρχιτεκτονικές των δύο νευρωνικών δικτύων (NN1 και NN2).

## 6.4 Διαχωρισμός Δεδομένων (Train / Validation / Test)

Η διαδικασία διαχωρισμού των δεδομένων σε σύνολα εκπαίδευσης, επικύρωσης και δοκιμής αποτελεί κρίσιμο βήμα στον σχεδιασμό και την αξιολόγηση μοντέλων ML. Ένας σωστά διαμορφωμένος διαχωρισμός συμβάλλει ουσιαστικά στην αποτροπή φαινομένων υπερεκπαίδευσης και στη διασφάλιση της αξιοπιστίας των αποτελεσμάτων. Στο πλαίσιο της παρούσας μελέτης, ακολουθήθηκε μία τριμερής στρατηγική διαχωρισμού, η οποία υλοποιήθηκε με χρήση του αλγορίθμου train\_test\_split της βιβλιοθήκης scikit-learn, σε δύο στάδια. Αρχικά, το συνολικό dataset διαχωρίστηκε σε σύνολο εκπαίδευσης (60%) και ένα ενδιάμεσο προσωρινό σύνολο (40%), το οποίο στη συνέχεια διασπάστηκε εξίσου σε σύνολο επικύρωσης (validation) και σύνολο δοκιμών (test), με ποσοστά 20% έκαστο σε σχέση με το αρχικό σύνολο. Η χρήση της παραμέτρου stratify=y εξασφάλισε ότι η αναλογία των κατηγοριών της εξαρτημένης μεταβλητής (“slice Type”) διατηρήθηκε σταθερή και στα τρία υποσύνολα, γεγονός απαραίτητο σε προβλήματα πολυκατηγορικής ταξινόμησης με πιθανή ανισορροπία κλάσεων. Ο σκοπός κάθε υποσυνόλου διαφοροποιείται λειτουργικά. Το σύνολο εκπαίδευσης χρησιμοποιείται αποκλειστικά για την προσαρμογή των βαρών του νευρωνικού δικτύου, δηλαδή για την «εκμάθηση» του μοντέλου. Αντιθέτως, το σύνολο επικύρωσης δεν συμμετέχει στη διαδικασία εκπαίδευσης· χρησιμοποιείται κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης για την αξιολόγηση της απόδοσης ανά εποχή (epoch), την εφαρμογή τεχνικών όπως το early stopping και τη ρύθμιση υπερπαραμέτρων. Τέλος, το σύνολο δοκιμών αξιοποιείται αποκλειστικά στο τελικό στάδιο, αφού ολοκληρωθεί η εκπαίδευση και οι παράμετροι έχουν οριστικοποιηθεί, παρέχοντας αντικειμενική εκτίμηση της ικανότητας γενίκευσης του μοντέλου. Η σημασία του σωστού διαχωρισμού δεν έγκειται μόνο στην αποφυγή data leakage αλλά και στην αποδοτική αποτίμηση των μοντέλων, ιδίως όταν συγκρίνονται μεταξύ τους διαφορετικές αρχιτεκτονικές ή τεχνικές ρύθμισης. Η χρήση διακριτών συνόλων επικύρωσης και δοκιμών αποτελεί βέλτιστη πρακτική, εξασφαλίζοντας ότι η απόδοση που αναφέρεται σε τελικές μετρικές δεν έχει επηρεαστεί από προηγούμενη έκθεση του μοντέλου σε αυτά τα δεδομένα.

## 6.5 Αρχιτεκτονικές Νευρωνικών Δικτύων

Στο πλαίσιο της παρούσας μελέτης υλοποιήθηκαν δύο διαφορετικές αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων: ένα απλό μοντέλο βάσης (NN1) και ένα βελτιστοποιημένο μοντέλο με ενισχυμένη χωρητικότητα και προηγμένες τεχνικές κανονικοποίησης (NN2). Ο σκοπός της διπλής αυτής προσέγγισης ήταν η συγκριτική αξιολόγηση της απόδοσης μεταξύ ενός ελαφρού και ταχύτερου δικτύου έναντι ενός πιο σύνθετου και ενδεχομένως πιο ακριβούς.

**NN1 – Βασική Αρχιτεκτονική**

Το πρώτο μοντέλο σχεδιάστηκε ως γραμμικό feedforward δίκτυο τριών επιπέδων, με διαδοχικά στρώματα νευρώνων 8, 4 και 3 μονάδων αντίστοιχα. Τα δύο πρώτα επίπεδα χρησιμοποιούν τη συνάρτηση ενεργοποίησης ReLU, μία μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης που επιστρέφει το μέγιστο μεταξύ μηδενός και της εισόδου. Χρησιμοποιείται ευρέως λόγω της απλότητας και της αποτελεσματικότητάς της στην επιτάχυνση της σύγκλισης του νευρωνικού δικτύου. Ενώ το τελικό επίπεδο εφαρμόζει συνάρτηση Softmax, συνάρτηση εξόδου που μετατρέπει τις ανεπεξέργαστες τιμές (logits) σε πιθανότητες, ώστε το άθροισμά τους να ισούται με 1. Χρησιμοποιείται κυρίως σε προβλήματα πολυκατηγορικής ταξινόμησης. Κάθε κρυφό επίπεδο συνοδεύτηκε από L2 regularization με συντελεστή λ =1×10−3, μία τεχνική κανονικοποίησης που προσθέτει ποινή στην απώλεια εκπαίδευσης ανάλογη με το τετράγωνο των βαρών. Σκοπός είναι να περιοριστεί η πολυπλοκότητα του μοντέλου και να αποτραπεί το overfitting. Επιπλέον, ενσωματώθηκαν Dropout layers με ποσοστά 0.3 και 0.2 μετά τα δύο πρώτα επίπεδα, επιτρέποντας την τυχαία απενεργοποίηση νευρώνων κατά την εκπαίδευση και ενισχύοντας έτσι τη γενικευσιμότητα του μοντέλου. Η εκπαίδευση ρυθμίστηκε με μέγιστο αριθμό 50 εποχών, με χρήση του αλγορίθμου βελτιστοποίησης Adam, όπου συνδυάζει τα πλεονεκτήματα των μεθόδων Momentum και RMSprop. Ρυθμίζει αυτόματα το learning rate για κάθε παράμετρο, επιταχύνοντας και σταθεροποιώντας τη διαδικασία εκμάθησης. Επίσης εφαρμόστηκε earlystopping με όριο υπομονής 5 εποχών, το οποίο επέτρεπε την αυτόματη παύση της εκπαίδευσης όταν δεν παρατηρείται βελτίωση στην απόδοση του validation set.

**NN2 – Βελτιστοποιημένη Αρχιτεκτονική**

Το δεύτερο μοντέλο (NN2) σχεδιάστηκε ως σημαντικά πιο σύνθετο, ενσωματώνοντας πρακτικές σύγχρονης αρχιτεκτονικής DL. Η διάταξη των επιπέδων αποτελείται από τρεις διαδοχικές πυκνές συνδέσεις (Dense layers) με 64, 32 και 16 νευρώνες αντίστοιχα, ακολουθούμενες από ένα τελικό επίπεδο Softmax. Όλα τα επίπεδα ενεργοποιούνται μέσω της ReLU, ενώ κάθε επίπεδο συνδυάζεται με Batch Normalization και Dropout, προσφέροντας ταυτόχρονα κανονικοποίηση των ενδιάμεσων κατανομών εξόδου και τυχαία απόρριψη μονάδων. Η Batch Normalization είναι μία μέθοδο κανονικοποίησης που εφαρμόζεται στις εξόδους κάθε επιπέδου ώστε να σταθεροποιηθεί η κατανομή των δεδομένων εισόδου των επόμενων στρωμάτων. Αυτό επιταχύνει την εκπαίδευση και προσφέρει μεγαλύτερη σταθερότητα. Οι ρυθμοί dropout καθορίστηκαν σε 0.4, 0.3 και 0.2, αντίστοιχα ανά στρώμα, ενώ η L2 regularization διατηρήθηκε με πιο ήπιο συντελεστή λ =1×10-4, ώστε να αντισταθμίσει την αυξημένη χωρητικότητα χωρίς να περιορίσει τη μαθησιακή δυνατότητα. Η εκπαίδευση του NN2 πραγματοποιήθηκε για μέγιστο αριθμό 70 εποχών, με την ίδια μέθοδο βελτιστοποίησης (Adam), αλλά με early stopping ρυθμισμένο σε 6 εποχές υπομονής, ώστε να επιτρέπεται περισσότερη προσαρμογή πριν την αυτόματη παύση.

**Συγκριτικά Σχόλια**

Η σχεδίαση των δύο μοντέλων αντανακλά δύο διαφορετικές φιλοσοφίες: το NN1 ως «ελαφρύ» baseline μοντέλο, κατάλληλο για γρήγορες δοκιμές και μικρότερους υπολογιστικούς πόρους, και το NN2 ως ένα πιο εξελιγμένο, βαθύ νευρωνικό δίκτυο με προηγμένα χαρακτηριστικά ρύθμισης και σταθεροποίησης. Η αξιολόγηση της απόδοσής τους, τόσο κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης όσο και στο τελικό test set, παρουσιάζεται αναλυτικά στην επόμενη ενότητα.

## 6.6 Μετρικές Αξιολόγησης και Οπτικοποιήσεις

Σε αυτήν την ενότητα παρουσιάζονται όλα τα αποτελέσματα και οι οπτικοποιήσεις που αποτυπώνουν την απόδοση των NN1 και NN2:

Κατά την αξιολόγηση μοντέλων ML, βασική πρακτική είναι η μέτρηση της ακρίβειας (accuracy) τόσο στο σύνολο εκπαίδευσης όσο και στο σύνολο ελέγχου. Η ακρίβεια στο train set αποτυπώνει το κατά πόσο το μοντέλο έχει μάθει σωστά τα δεδομένα με τα οποία εκπαιδεύτηκε, ενώ η ακρίβεια στο test set ελέγχει την ικανότητά του να ανταποκρίνεται σε άγνωστα παραδείγματα. Η απόσταση μεταξύ των δύο τιμών, που συχνά αναφέρεται ως “χάσμα γενίκευσης” (generalization gap), έχει ιδιαίτερη σημασία: αν είναι μικρή, τότε το μοντέλο φαίνεται να γενικεύει σωστά, χωρίς να έχει υπερεκπαιδευτεί. Αν όμως η διαφορά είναι μεγάλη, τότε είναι πιθανό το μοντέλο να έχει αποστηθίσει τα δεδομένα εκπαίδευσης χωρίς να μαθαίνει πραγματικά. Για τον λόγο αυτό, η ταυτόχρονη παρακολούθηση και σύγκριση των δύο μετρικών αποτελεί σημαντικό βήμα στην αναγνώριση φαινομένων όπως το overfitting και το underfitting και γενικά στη σωστή αξιολόγηση της ποιότητας ενός μοντέλου.

Η γραφική παράσταση (Εικόνα 16) απεικονίζει τις επιδόσεις δύο νευρωνικών δικτύων (NN1 και NN2) σε όρους ακρίβειας εκπαίδευσης και ελέγχου. Το NN1 εμφανίζει σχεδόν ταυτόσημη απόδοση στο σύνολο εκπαίδευσης και ελέγχου (70.03% έναντι 70.00%), γεγονός που υποδηλώνει σταθερή συμπεριφορά και καλή ικανότητα γενίκευσης. Αντίστοιχα, το NN2 επιτυγχάνει ακόμη υψηλότερες επιδόσεις, με την ακρίβεια στο test set (περίπου 87.00%) να υπερβαίνει ελαφρώς εκείνη του train set (περίπου 85.30%), φαινόμενο που ενδέχεται να αποδοθεί σε στατιστική διακύμανση. Και στις δύο περιπτώσεις, η πολύ μικρή απόκλιση μεταξύ των δύο τιμών υποδεικνύει την απουσία σοβαρών ενδείξεων υπερεκπαίδευσης. Ιδιαίτερα για το NN2, η αυξημένη test accuracy σε συνδυασμό με την περιορισμένη γενίκευση διαφορά ενισχύει την εικόνα ενός αποτελεσματικού μοντέλου με ικανότητα να αποδίδει καλά και σε δεδομένα εκτός εκπαίδευσης.

Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, λογισμικό, οθόνη

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 16: Σύγκριση Train vs Test Accuracy

Οι καμπύλες απόδοσης που αποτυπώνονται ανά εποχή, αποτελούν χρήσιμο μέσο για την παρακολούθηση της μαθησιακής πορείας ενός νευρωνικού δικτύου. Η απεικόνιση της ακρίβειας τόσο στο σύνολο εκπαίδευσης όσο και στο σύνολο επικύρωσης σε κάθε εποχή βοηθά στην αξιολόγηση του κατά πόσο το μοντέλο πλησιάζει σε κατάσταση σύγκλισης και επιτρέπει τον εντοπισμό φαινομένων όπως υπερεκπαίδευση ή ανεπαρκής εκμάθηση. Σε μια ομαλή μαθησιακή διαδικασία, οι δύο καμπύλες αναμένεται να αυξάνονται σταδιακά και να συγκλίνουν. Αν, ωστόσο, παρατηρείται συνεχής αύξηση της ακρίβειας στο train set ενώ η απόδοση στο validation set σταθεροποιείται ή επιδεινώνεται, τότε το μοντέλο πιθανόν έχει υπερεκπαιδευτεί. Επίσης, έντονες διακυμάνσεις στην καμπύλη επικύρωσης μπορεί να είναι αποτέλεσμα θορύβου στα δεδομένα ή ανεπαρκούς μεγέθους δείγματος. Η παρακολούθηση των συγκεκριμένων καμπυλών σε όλη τη διάρκεια της εκπαίδευσης προσφέρει πολύτιμες ενδείξεις για την πορεία του μοντέλου και μπορεί να οδηγήσει στην εφαρμογή μεθόδων όπως το early stopping ή στη ρύθμιση υπερπαραμέτρων για καλύτερη σταθερότητα και απόδοση.

Παρατηρείται ότι το NN1 παρουσιάζει σχετικά βραδεία άνοδο στην απόδοση, η οποία σταθεροποιείται σε επίπεδα κοντά στο 70% ήδη από την 10η εποχή, υποδηλώνοντας ότι το μοντέλο προσεγγίζει γρήγορα τα όρια της εκπαιδευτικής του ικανότητας (Εικόνα 17). Οι καμπύλες του NN1 εμφανίζουν σταθερότητα, χωρίς σημαντικές αποκλίσεις μεταξύ train και validation, στοιχείο που υποδηλώνει ομαλή γενίκευση αλλά και περιορισμένη δυνατότητα περαιτέρω βελτίωσης. Αντίθετα, το NN2 επιδεικνύει ταχύτερη και πιο έντονη ανοδική πορεία τόσο στο train όσο και στο validation set, φτάνοντας σε επίπεδα ακρίβειας επικύρωσης της τάξης του 85%–86%. Οι ελαφρές διακυμάνσεις στην καμπύλη του validation πιθανόν απορρέουν από στοχαστικά στοιχεία της διαδικασίας εκπαίδευσης, όπως η χρήση Batch Normalization ή μικρού μεγέθους mini-batches, και δεν αποτελούν ένδειξη αστάθειας. Η γενικότερη παράλληλη πορεία των καμπυλών εκπαίδευσης και επικύρωσης και για τα δύο μοντέλα αποτελεί θετικό δείκτη ως προς την απουσία σημαντικού overfitting. Η συμπεριφορά του NN2, σε συνδυασμό με την υψηλότερη ακρίβεια, υποδηλώνει ότι διαθέτει μεγαλύτερη ικανότητα μάθησης και ενδεχομένως βελτιωμένη εσωτερική αρχιτεκτονική ή ρύθμιση υπερπαραμέτρων.

Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, διάγραμμα, γράφημα

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 17: Εξέλιξη της Ακρίβειας ανά Εποχή για τα NN1 και NN2

Οι καμπύλες της απώλειας (loss) ανά εποχή αποτελούν βασικό μέσο για την κατανόηση του τρόπου με τον οποίο εξελίσσεται η μάθηση ενός νευρωνικού δικτύου. Η συνάρτηση απώλειας εκφράζει το μέγεθος του σφάλματος μεταξύ των προβλέψεων του μοντέλου και των πραγματικών τιμών, και ο στόχος της εκπαίδευσης είναι η ελαχιστοποίησή της. Η πορεία της απώλειας στο σύνολο εκπαίδευσης δείχνει την προσαρμογή του μοντέλου στα δεδομένα που μαθαίνει, ενώ η καμπύλη απώλειας στο validation set βοηθά στο να φανεί κατά πόσο η μάθηση αυτή γενικεύεται σωστά σε άγνωστα δείγματα. Όταν και οι δύο καμπύλες εμφανίζουν σταδιακή μείωση, υποδηλώνεται ομαλή σύγκλιση. Αντίθετα, εάν η απώλεια στο training set συνεχίζει να μειώνεται ενώ στο validation set αυξάνεται ή παραμένει υψηλή, αυτό υποδηλώνει πιθανή υπερεκπαίδευση. Επίσης, έντονες διακυμάνσεις στη validation loss μπορεί να σχετίζονται με παράγοντες όπως θόρυβος στα δεδομένα, ακατάλληλο learning rate ή πολύ μικρό μέγεθος batch. Για όλους αυτούς τους λόγους, η συστηματική παρακολούθηση της loss κατά την εκπαίδευση είναι καθοριστική για τη σωστή διάγνωση της συμπεριφοράς του μοντέλου και τη ρύθμιση των παραμέτρων του.

Όπως φαίνεται στην Εικόνα 18, τόσο το NN1 όσο και το NN2 παρουσιάζουν σταδιακή μείωση της απώλειας στο σύνολο εκπαίδευσης, γεγονός που καταδεικνύει ότι τα μοντέλα προσαρμόζονται σταδιακά στα εκπαιδευτικά δεδομένα. Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει η συμπεριφορά της απώλειας στο validation set: και στις δύο περιπτώσεις, παρατηρείται πτωτική πορεία που σταθεροποιείται χωρίς απότομες αποκλίσεις ή συνεχή άνοδο, στοιχείο που ενισχύει την εικόνα εύρυθμης γενίκευσης. Το NN2 επιτυγχάνει συνολικά χαμηλότερες τιμές απώλειας και παρουσιάζει ταχύτερη σύγκλιση, υποδεικνύοντας ανώτερη εκπαιδευτική δυναμική. Οι παροδικές διακυμάνσεις στη validation loss του NN2 είναι αναμενόμενες σε στοχαστικά περιβάλλοντα και δεν συνοδεύονται από μακροπρόθεσμη επιδείνωση, στοιχείο που αποτρέπει την υπόνοια υπερεκπαίδευσης. Η διατήρηση της απώλειας σε χαμηλά και σταθερά επίπεδα στο σύνολο επικύρωσης υποδηλώνει ότι ο μηχανισμός Early Stopping ενεργοποιείται με επάρκεια, διακόπτοντας την εκπαίδευση πριν το σημείο πιθανής υπερεξειδίκευσης του μοντέλου. Συνολικά, η συμπεριφορά των καμπυλών loss επιβεβαιώνει τη σταθερότητα και την καλή γενίκευση των δύο μοντέλων, με εμφανή υπεροχή υπέρ του NN2.

Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, γράφημα, διάγραμμα

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 18: Εξέλιξη της Απώλειας (Loss) ανά Εποχή για τα NN1 και NN2

Ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) αποτελεί ένα ιδιαίτερα χρήσιμο εργαλείο για την αξιολόγηση της συμπεριφοράς ενός ταξινομητή, ιδίως σε προβλήματα με πολλές κατηγορίες. Αντί να περιορίζεται σε μια συνολική τιμή ακρίβειας, ο πίνακας προσφέρει αναλυτική εικόνα του πώς το μοντέλο αποδίδει σε κάθε κατηγορία ξεχωριστά. Συγκεκριμένα, οι γραμμές του πίνακα αντιστοιχούν στις πραγματικές κατηγορίες των δεδομένων, ενώ οι στήλες δείχνουν τις κατηγορίες που προέβλεψε το μοντέλο. Τα στοιχεία της κύριας διαγωνίου αντιπροσωπεύουν τις σωστές προβλέψεις, ενώ τα στοιχεία εκτός διαγωνίου δείχνουν τα λάθη — δηλαδή σε ποια σημεία το μοντέλο μπέρδεψε διαφορετικές κατηγορίες μεταξύ τους. Μέσα από αυτή την ανάλυση, μπορούμε να εντοπίσουμε όχι μόνο τη συνολική ακρίβεια αλλά και τις πιο συχνές μορφές σύγχυσης ανάμεσα στις κλάσεις, κάτι που βοηθά σημαντικά στην κατανόηση των αδυναμιών του συστήματος. Σε πρακτικές εφαρμογές, όπως η κατηγοριοποίηση τύπων κυψελοειδούς επικοινωνίας (π.χ. eMBB, URLLC, mMTC), η ερμηνεία του πίνακα σύγχυσης προσφέρει ουσιαστική πληροφορία για τις επιπτώσεις των σφαλμάτων και μπορεί να κατευθύνει βελτιώσεις είτε στο μοντέλο είτε στα δεδομένα. Οι παρακάτω απεικονίσεις (Εικόνες 19 & 20, Πίνακες 5 & 6) προσφέρουν λεπτομερή ποιοτική πληροφορία για το πώς κάθε μοντέλο αντιμετωπίζει τη διάκριση μεταξύ των τριών κατηγοριών κυψελοειδούς επικοινωνίας: eMBB, URLLC και mMTC.

Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, διάγραμμα, οθόνη

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 19: Confusion Matrix για NN1

Πίνακας 5: Οι τιμές του Confusion Matrix για NN1

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Κλάση** | **eMBB** | **URLLC** | **mMTC** |
| **True eMBB** | 765 | 0 | 0 |
| **True URLLC** | 417 | 0 | 0 |
| **True mMTC** | 0 | 0 | 210 |

Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, διάγραμμα, αριθμός

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 20: Confusion Matrix για NN2

Πίνακας 6: Οι τιμές του Confusion Matrix για NN2

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Κλάση** | **eMBB** | **URLLC** | **mMTC** |
| **True eMBB** | 688 | 77 | 0 |
| **True URLLC** | 98 | 319 | 0 |
| **True mMTC** | 0 | 0 | 210 |

ΣτηνπερίπτωσητουNN1, παρατηρείται έντονη ασυμμετρία στην απόδοση του ταξινομητή. Ενώ η κλάση eMBB ταξινομείται άψογα (100% ακρίβεια), όλες οι περιπτώσεις της κλάσης URLLC λανθασμένα ταξινομούνται ως eMBB, γεγονός που οδηγεί σε μηδενικόrecallγιατηνURLLC. Η συμπεριφορά αυτή υποδεικνύει ότι το μοντέλο αδυνατεί πλήρως να διαφοροποιήσει την URLLC από την eMBB, ενδεχομένως λόγω ανεπαρκούς αναπαράστασης των χαρακτηριστικών της πρώτης κλάσης στο χώρο χαρακτηριστικών. Η κλάση mMTC, αντίθετα, αναγνωρίζεται σωστά στο σύνολό της. Το NN2 επιτυγχάνει σαφώς βελτιωμένη επίδοση. Η ταξινόμηση της URLLC γίνεται με πολύ μεγαλύτερη ακρίβεια και ανάκληση (precision ≈ 0.81, recall ≈ 0.76), γεγονός που φανερώνει ότι το μοντέλο έχει μάθει να διαχωρίζει ουσιαστικά τις κλάσεις μεταξύ τους. Παρά την ύπαρξη μερικών σφαλμάτων (κυρίως μεταξύ URLLC και eMBB), η απόδοση στην eMBB παραμένει υψηλή και η mMTC διατηρείται σταθερά τέλεια αναγνωρίσιμη, γεγονός που ενισχύει την αξιοπιστία του μοντέλου. Η σύγκριση των δύο πινάκων υποδεικνύει ξεκάθαρα την ποιοτική υπεροχή του NN2 στην πολυκατηγορική ταξινόμηση. Επιπλέον, αναδεικνύει τη σημασία της αναλυτικής αξιολόγησης πέρα από το γενικό ποσοστό ακρίβειας, ώστε να εντοπίζονται κρίσιμες αδυναμίες που θα μπορούσαν να παραβλεφθούν σε πιο επιφανειακές μετρήσεις.

Οι ROC καμπύλες (Receiver Operating Characteristic) αποτελούν βασικό εργαλείο για την αξιολόγηση της ικανότητας ενός ταξινομητή να ξεχωρίζει μεταξύ διαφορετικών κατηγοριών. Η καμπύλη προκύπτει απεικονίζοντας τη σχέση μεταξύ του ποσοστού των σωστά ανιχνευμένων θετικών περιπτώσεων (True Positive Rate) και του ποσοστού των ψευδώς θετικών (False Positive Rate) για διαφορετικά κατώφλια ταξινόμησης. Όσο πιο κοντά πλησιάζει η καμπύλη στην πάνω αριστερή γωνία του γραφήματος, τόσο πιο αποτελεσματική είναι η διακριτική ικανότητα του μοντέλου. Η διαγώνια γραμμή του διαγράμματος αναπαριστά μια απόδοση ίση με την τύχη, και κάθε καμπύλη που βρίσκεται πάνω από αυτή υποδηλώνει ότι το μοντέλο λειτουργεί καλύτερα από το τυχαίο. Η συνολική απόδοση κάθε κατηγορίας συνοψίζεται μέσω της μετρικής AUC (Area Under the Curve), η οποία παίρνει τιμές από 0 έως 1. Τιμές κοντά στο 1 δείχνουν υψηλή ικανότητα διάκρισης, ενώ τιμές γύρω στο 0.5 υποδηλώνουν ότι το μοντέλο δεν διαχωρίζει ουσιαστικά τις κατηγορίες. Στα προβλήματα πολυταξινόμησης, όπως στην περίπτωση αυτή, δημιουργείται ξεχωριστή ROC καμπύλη για κάθε κατηγορία χρησιμοποιώντας προσέγγιση one-vs-rest. Αυτό επιτρέπει μια πιο λεπτομερή αξιολόγηση της απόδοσης ανά ετικέτα. Ιδιαίτερα σε περιπτώσεις που υπάρχει ανισορροπία στο πλήθος των δειγμάτων ανά κατηγορία, οι ROC καμπύλες θεωρούνται πιο αξιόπιστες από την απλή ακρίβεια, η οποία μπορεί να δώσει λανθασμένη εικόνα για την πραγματική συμπεριφορά του μοντέλου. Οι παρακάτω εικόνες παρουσιάζουν τις καμπύλες ROC για δύο διαφορετικά νευρωνικά δίκτυα, NN1 (Εικόνα 21) και NN2 (Εικόνα 22), προκειμένου να αξιολογηθεί η ταξινομητική τους απόδοση ανά κατηγορία. Οι καμπύλες συνοδεύονται από τις αντίστοιχες τιμές AUC, προσφέροντας μια ποσοτική σύγκριση της ακρίβειας κάθε μοντέλου.

Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, γραμμή, διάγραμμα

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 21: Καμπύλες ROC ανά Κατηγορία για το Μοντέλο NN1

Εικόνα που περιέχει κείμενο, στιγμιότυπο οθόνης, γραμμή, γράφημα

Το περιεχόμενο που δημιουργείται από AI ενδέχεται να είναι εσφαλμένο.

Εικόνα 22: Καμπύλες ROC ανά Κατηγορία για το Μοντέλο NN2

Για το NN1, οι τιμές AUC φανερώνουν άνιση συμπεριφορά μεταξύ των κατηγοριών. Η κλάση eMBB εμφανίζει AUC = 0.69, ένδειξη μέτριας απόδοσης, ενώ η URLLC χαρακτηρίζεται από χαμηλή διακριτική ικανότητα (AUC = 0.59), προσεγγίζοντας την τυχαία απόδοση. Αντίθετα, η mMTC καταγράφει ιδανική απόδοση (AUC = 1.00), γεγονός που αντικατοπτρίζει την πλήρη επιτυχία του μοντέλου στην αναγνώριση της συγκεκριμένης κατηγορίας. Η ασυμμετρία αυτή καταδεικνύει περιορισμούς στη γενικευσιμότητα του NN1, καθώς και ενδεχόμενη υπερεξάρτηση από συγκεκριμένα γνωρίσματα του mMTC. Στον αντίποδα, το NN2 εμφανίζει ιδιαίτερα ισχυρή διακριτική ικανότητα σε όλες τις κατηγορίες. Η eMBB φτάνει AUC = 0.97, ενώ η URLLC καταγράφει AUC = 0.96 — εξαιρετικά υψηλές τιμές που αποδεικνύουν την ικανότητα του μοντέλου να διαχωρίζει αποτελεσματικά τις δύο απαιτητικές κατηγορίες. Η απόδοση για mMTC διατηρείται αψεγάδιαστη (AUC = 1.00), όπως και στο NN1, όμως στο NN2 συνοδεύεται και από συνολικά πιο ισορροπημένη ταξινομητική συμπεριφορά. Η σύγκριση των δύο μοντέλων, βάσει των καμπυλών ROC, επιβεβαιώνει την ποιοτική υπεροχή του NN2, όχι μόνο ως προς την ακαδημαϊκή επίδοση αλλά και ως προς την πρακτική αξιοπιστία σε εφαρμογές όπου είναι κρίσιμο να ελαχιστοποιούνται τα σφάλματα σε ευαίσθητες κλάσεις (π.χ. URLLC). Οι ROC καμπύλες ενισχύουν τη συνολική εικόνα που αποτυπώνεται και από τους confusion matrices και επιβεβαιώνουν τη λειτουργική ωριμότητα του NN2.

Το classification report αποτελεί μια λεπτομερή παρουσίαση της απόδοσης ενός μοντέλου ταξινόμησης, βασισμένη σε τέσσερις βασικές μετρικές: precision, recall, F1-score και support, για κάθε ξεχωριστή κατηγορία. Η precision εκφράζει πόσο ακριβείς ήταν οι θετικές προβλέψεις του μοντέλου, δηλαδή ποιο ποσοστό από τις προβλεπόμενες περιπτώσεις μιας κατηγορίας ήταν σωστές. Η recall, γνωστή και ως ευαισθησία, δείχνει την ικανότητα του μοντέλου να εντοπίζει σωστά τα πραγματικά δείγματα μιας κατηγορίας. Το F1-score συνδυάζει τις δύο προηγούμενες μετρικές σε μία ενιαία τιμή, χρησιμοποιώντας τον αρμονικό μέσο, και είναι ιδιαίτερα χρήσιμο όταν υπάρχει ασυμμετρία μεταξύ precision και recall. Η τιμή του support αντιπροσωπεύει το πλήθος των πραγματικών παραδειγμάτων κάθε κατηγορίας μέσα στο dataset, και προσφέρει το απαραίτητο πλαίσιο για την ερμηνεία των άλλων μετρικών, ειδικά όταν οι κατηγορίες δεν έχουν ίση κατανομή.Η χρήση του classification report είναι ιδιαίτερα σημαντική σε περιπτώσεις πολυκατηγορικής ταξινόμησης ή σε δεδομένα με άνιση κατανομή μεταξύ των τάξεων, όπου η συνολική ακρίβεια μπορεί να είναι παραπλανητική. Μέσω αυτής της αναφοράς, αναδεικνύονται οι επιδόσεις του μοντέλου σε κάθε κατηγορία ξεχωριστά, επιτρέποντας την αναγνώριση αδυναμιών και τη στοχευμένη βελτίωση της μοντελοποίησης. Ο Πίνακας 7 που ακολουθεί συνοψίζει τις επιδόσεις των δύο μοντέλων για κάθε επιμέρους κατηγορία, παρέχοντας αναλυτικές μετρικές που αποκαλύπτουν την ποιότητα της ταξινόμησης πέρα από την απλή συνολική ακρίβεια.

Πίνακας 7: Αναφορές Ταξινόμησης (Classification Reports) για NN1 και NN2

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Model** | **Class** | **Precision** | **Recall** | **F1-score** | **Support** |
| NN1 | eMBB | 0.65 | 1.00 | 0.79 | 765 |
|  | URLLC | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 417 |
|  | mMTC | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 210 |
|  | accuracy |  |  | 0.70 | 1392 |
| NN2 | eMBB | 0.88 | 0.90 | 0.89 | 765 |
|  | URLLC | 0.81 | 0.76 | 0.78 | 417 |
|  | mMTC | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 210 |
|  | accuracy |  |  | 0.87 | 1392 |

Το μοντέλο NN1, παρότι καταφέρνει να εντοπίζει με απόλυτη ακρίβεια την κατηγορία mMTC (F1-score = 1.00), παρουσιάζει σοβαρή αδυναμία στη διάκριση της κατηγορίας URLLC, για την οποία τόσο η precision όσο και η recall είναι μηδενικές. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα πλήρες λειτουργικό κενό σε αυτή την κατηγορία. Αντιθέτως, η eMBB ταξινομείται με υψηλή recall (1.00) αλλά περιορισμένη precision (0.65), γεγονός που μαρτυρά συχνές λανθασμένες ταξινομήσεις άλλων κατηγοριών ως eMBB. Συνολικά, η μέση ακρίβεια του NN1 ανέρχεται στο 70%, ωστόσο αυτό δεν αντανακλά τις έντονες διαφοροποιήσεις στην απόδοση ανά κλάση. Το NN2, αντίθετα, επιδεικνύει συνεκτική και ισορροπημένη συμπεριφορά και στις τρεις κατηγορίες. Η URLLC, που αποτέλεσε το αδύναμο σημείο του NN1, ταξινομείται πλέον με ικανοποιητική ακρίβεια (F1-score = 0.78), ενώ η eMBB ενισχύει τις επιδόσεις της σε precision και recall (και F1-score = 0.89). Η κατηγορία mMTC διατηρείται και εδώ πλήρως αναγνωρίσιμη. Η γενική ακρίβεια φτάνει στο 87%, επιβεβαιώνοντας τα συμπεράσματα και των προηγούμενων αναλύσεων, όπου είχε καταδειχθεί η λειτουργική υπεροχή του NN2 σε όλους τους δείκτες απόδοσης. Συμπερασματικά, το classification report αναδεικνύει με σαφήνεια ότι το NN2 όχι μόνο επιτυγχάνει καλύτερη συνολική απόδοση, αλλά και παρέχει αξιόπιστη ταξινόμηση σε όλες τις κατηγορίες, στοιχείο κρίσιμο για εφαρμογές που απαιτούν ισόρροπη αντιμετώπιση πολλαπλών τύπων εισόδου.

Από την πειραματική αξιολόγηση προκύπτει ότι το βελτιωμένο μοντέλο NN2 υπερέχει σαφώς του βασικού NN1, τόσο σε όρους ακρίβειας (accuracy) όσο και στην περιοχή κάτω από την καμπύλη ROC (AUC), χωρίς να εμφανίζει ενδείξεις υπερπροσαρμογής (overfitting). Η σημαντική αυτή βελτίωση αποδίδεται κυρίως στην ενσωμάτωση τεχνικών batch normalization, στη χρήση αυξημένης χωρητικότητας μέσω αρχιτεκτονικής τριών στρωμάτων (64–32–16 neurons), καθώς και στην κατάλληλη ρύθμιση των παραμέτρων regularization. Τέλος, διαπιστώθηκε ότι το NN1 αδυνατούσε πλήρως να αναγνωρίσει την κατηγορία URLLC, με αποτέλεσμα μηδενική επίδοση (F1-score). Αντιθέτως, το NN2 κατάφερε να επιτύχει τιμή F1-score ίση με 0.78 για την εν λόγω κατηγορία, γεγονός που επιβεβαιώνει τη σαφή του υπεροχή στη διαχείριση σύνθετων και ανισόρροπων δεδομένων.

# *7*

# **Συμπεράσματα & Μελλοντική Εργασία**

## 7.1 Συμπεράσματα

Η παρούσα εργασία διερεύνησε τη δυνατότητα εφαρμογής τεχνικών επιβλεπόμενης ML για τη βελτιστοποίηση του μηχανισμού κατακερματισμού δικτύου (network slicing) στα δίκτυα κινητής τηλεφωνίας πέμπτης γενιάς (5G), με έμφαση στην ταξινόμηση slices σε κατηγορίες eMBB, URLLC και mMTC. Μέσω μιας πλήρως τεκμηριωμένης πειραματικής διαδικασίας, αξιολογήθηκαν δύο διαφορετικές αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων, με στόχο την επίτευξη υψηλής ακρίβειας ταξινόμησης, αποδοτικής γενίκευσης και ανθεκτικότητας σε φαινόμενα υπερεκπαίδευσης. Η επιλογή και επεξεργασία χαρακτηριστικών (feature selection) αποδείχθηκε καθοριστικής σημασίας για την απόδοση των μοντέλων. Η αφαίρεση πλεοναζουσών ή εξαρτημένων μεταβλητών βελτίωσε τη γενικευσιμότητα και μείωσε την πολυπλοκότητα των αρχιτεκτονικών, περιορίζοντας παράλληλα τον κίνδυνο πολυσυγγραμμικότητας. Το βελτιωμένο νευρωνικό δίκτυο (NN2), το οποίο ενσωμάτωνε τεχνικές όπως το dropout, η κανονικοποίηση batch (Batch Normalization) και η L2-τακτοποίηση, παρουσίασε σημαντικά αυξημένη ακρίβεια ταξινόμησης (περίπου 87%) και ελαχιστοποιημένο χάσμα γενίκευσης (generalization gap), αποδεικνύοντας την αποτελεσματικότητα τέτοιων πρακτικών σε πραγματικές εφαρμογές 5G. Η ποιοτική ανάλυση των καμπυλών εκμάθησης (learning curves) και των πινάκων σύγχυσης επιβεβαίωσε την ικανότητα του συστήματος να αποδίδει αξιόπιστα σε όλες τις κατηγορίες slice, παρά τις ενδεχόμενες ασυμμετρίες στο dataset. Επιπλέον, η χρήση μετρικών όπως η ακρίβεια (accuracy), η απώλεια (loss) και η σταθερότητα στο validation loss ανέδειξαν την επιτυχή εφαρμογή του early stopping ως μηχανισμού αποτροπής υπερεκπαίδευσης. Πέρα από τα πειραματικά ευρήματα, είναι σημαντικό να υπογραμμιστεί η στρατηγική σημασία της τεχνολογίας network slicing στην εξέλιξη των τηλεπικοινωνιακών συστημάτων. Το network slicing δεν αποτελεί απλώς ένα τεχνικό εργαλείο, αλλά μία αρχιτεκτονική προσέγγιση που μετασχηματίζει τη λογική σχεδιασμού, παροχής και διαχείρισης υπηρεσιών σε δίκτυα 5G και επόμενης γενιάς. Μέσω της δημιουργίας ανεξάρτητων εικονικών slices, κάθε εκ των οποίων μπορεί να εξυπηρετεί διαφορετικές εφαρμογές με συγκεκριμένες απαιτήσεις, επιτυγχάνεται υψηλό επίπεδο προσαρμοστικότητας και αποδοτικότητας, απαραίτητο για το μέλλον των έξυπνων υποδομών, του IoT, της τηλεϊατρικής και των αυτόνομων μεταφορών. Η σημασία της τεχνολογίας αυτής αντανακλάται και στην παγκόσμια ερευνητική και επιχειρηματική τάση: η αγορά του network slicing αναμένεται να αναπτυχθεί με ραγδαίους ρυθμούς (CAGR ~24%) έως το 2034, ενώ πάροχοι όπως η T-Mobile, Verizon, Singtel, BT και Orange επενδύουν ήδη ενεργά σε υπηρεσίες slicing για εξειδικευμένα σενάρια χρήσης. Σε εθνικό επίπεδο, ο όμιλος ΟΤΕ (Cosmote) εισήγαγε στις αρχές του 2025 τις πρώτες υπηρεσίες Fixed Wireless Access με χρήση 5G SA και network slicing, επιβεβαιώνοντας την ωριμότητα και τη στρατηγική αξία της τεχνολογίας στην ελληνική πραγματικότητα. Συνεπώς, η ερευνητική δραστηριότητα γύρω από το network slicing δεν είναι απλώς επίκαιρη αλλά απολύτως αναγκαία. Η κατανόηση των προκλήσεων, η βελτιστοποίηση των μεθόδων διαχείρισης και η ανάπτυξη ευφυών, αυτόνομων μοντέλων λήψης αποφάσεων, θα αποτελέσουν το θεμέλιο για τη μετάβαση σε επόμενα στάδια τηλεπικοινωνιακής και ψηφιακής εξέλιξης.

## 7.2 Μελλοντική Εργασία

Παρά τα θετικά αποτελέσματα της παρούσας μελέτης, υπάρχουν αρκετές προοπτικές για περαιτέρω εμβάθυνση και ενίσχυση της επιστημονικής κατανόησης και της τεχνικής εφαρμοσιμότητας των μεθόδων που αναπτύχθηκαν. Μια πρώτη κατεύθυνση αφορά την αξιοποίηση ευρύτερων και πιο ποικιλόμορφων συνόλων δεδομένων. Η χρήση δεδομένων που προέρχονται από πραγματικά λειτουργικά δίκτυα τηλεπικοινωνιών, με διαφορετικά πρότυπα χρήσης, γεωγραφικές κατανομές και χρονικές μεταβολές, θα προσέφερε σημαντική ενίσχυση στη γενικευσιμότητα των μοντέλων και θα αύξανε τη μεταφερσιμότητα των αποτελεσμάτων σε ρεαλιστικά περιβάλλοντα. Επιπλέον, η ενσωμάτωση δεδομένων ροής σε πραγματικό χρόνο (real-time streaming) θα μπορούσε να επιτρέψει τη μετάβαση από στατική πρόβλεψη σε δυναμική λήψη αποφάσεων, με εφαρμογές σε αυτόματα αυτορυθμιζόμενα συστήματα διαχείρισης slices. Επιπρόσθετα, αξίζει να εξεταστεί η δυνατότητα εφαρμογής πιο σύνθετων ή εξειδικευμένων αρχιτεκτονικών ML. Εκτός από τα MLPs, είναι δυνατόν να διερευνηθούν CNNs, RNNs ή ακόμη και σύγχρονες αρχιτεκτονικές βασισμένες σε μηχανισμούς προσοχής, όπως τα Transformer networks. Οι αρχιτεκτονικές αυτές ενδέχεται να προσφέρουν αυξημένη ικανότητα επεξεργασίας χωροχρονικών μοτίβων και να ενισχύσουν την ακρίβεια της πρόβλεψης σε περιβάλλοντα υψηλής δυναμικής και ασυμμετρίας. Παράλληλα, η χρήση τεχνικών συνδυαστικών μοντέλων (ensemble learning), όπως η μέθοδος Random Forests ή τα Boosting μοντέλα, μπορεί να οδηγήσει σε συστήματα μεγαλύτερης σταθερότητας και αξιοπιστίας. Μια άλλη ενδιαφέρουσα προοπτική αποτελεί η ενσωμάτωση τεχνικών RL. Η προσέγγιση αυτή επιτρέπει σε ένα σύστημα να αλληλεπιδρά με το περιβάλλον του, να λαμβάνει επιβράβευση ή ποινή με βάση την αποτελεσματικότητα των αποφάσεών του και να βελτιώνει την απόδοσή του μέσω συνεχούς μάθησης. Η εφαρμογή της RL στο πλαίσιο του network slicing μπορεί να επιτρέψει την ανάπτυξη προσαρμοζόμενων πολιτικών διαχείρισης πόρων, που θα εξελίσσονται δυναμικά βάσει πραγματικών συνθηκών λειτουργίας του δικτύου, χωρίς την ανάγκη επαναλαμβανόμενης εκπαίδευσης σε στατικά δεδομένα. Ιδιαίτερη σημασία έχει και η ερμηνευσιμότητα των αποτελεσμάτων, καθώς τα συστήματα AI – και ιδίως τα DL δίκτυα – συχνά λειτουργούν ως «μαύρα κουτιά» και δυσκολεύονται να εξηγήσουν τη λογική πίσω από τις αποφάσεις τους. Η εφαρμογή τεχνικών Explainable AI (XAI), όπως το LIME ή το SHAP, μπορεί να βοηθήσει στην ερμηνεία των προβλέψεων του μοντέλου και να ενισχύσει την εμπιστοσύνη των φορέων παροχής υπηρεσιών αλλά και των ρυθμιστικών αρχών απέναντι σε τέτοιες τεχνολογίες. Η διαφάνεια στη λήψη αποφάσεων δεν αποτελεί απλώς επιστημονική επιταγή, αλλά και πρακτική αναγκαιότητα για την αποδοχή τέτοιων συστημάτων σε κρίσιμες υποδομές. Επιπλέον, προτείνεται η περαιτέρω διερεύνηση της αρχιτεκτονικής συνδυασμένης χρήσης edge και cloud computing. Η δυνατότητα επεξεργασίας δεδομένων στα άκρα του δικτύου (edge) επιτρέπει την ταχύτερη απόκριση σε καθυστερήσεις κρίσιμων εφαρμογών, όπως τα URLLC σενάρια, ενώ η υποστήριξη από υπολογιστικά ισχυρότερα cloud κέντρα προσφέρει την απαραίτητη επεκτασιμότητα και κεντρικό συντονισμό. Ένα υβριδικό, κατανεμημένο σύστημα εκπαίδευσης και εφαρμογής μοντέλων θα μπορούσε να συνδυάσει τα πλεονεκτήματα και των δύο προσεγγίσεων. Ακόμα, αξίζει να προταθεί η ενσωμάτωση των παραγόμενων μοντέλων σε πραγματικά λειτουργικά συστήματα τηλεπικοινωνιακής διαχείρισης, αξιοποιώντας αρχιτεκτονικές όπως η SDN και η NFV. Μέσω αυτών, οι προβλέψεις του μοντέλου δεν θα παραμένουν σε θεωρητικό επίπεδο αλλά θα μεταφράζονται άμεσα σε δυναμικές αποφάσεις σε επίπεδο διαμόρφωσης και κατανομής πόρων. Η πλήρης ενσωμάτωση τεχνικών ML σε ζωντανά περιβάλλοντα διαχείρισης slices συνιστά το τελικό στάδιο μετάβασης από την ερευνητική τεκμηρίωση στην πρακτική και επιχειρησιακή αξιοποίηση των προτεινόμενων συστημάτων. Τέλος, αξίζει να σημειωθεί ότι η τεχνολογία του network slicing δεν περιορίζεται στο πλαίσιο του 5G, αλλά διαφαίνεται πως θα αποτελέσει έναν από τους βασικούς δομικούς πυλώνες και των μελλοντικών αρχιτεκτονικών 6G. Ήδη από σήμερα, η διεθνής ερευνητική κοινότητα επενδύει ενεργά στην εξερεύνηση προηγμένων μορφών slicing, οι οποίες θα χαρακτηρίζονται από αυτόνομη λειτουργία, ενσωματωμένη AI, διαλειτουργικότητα σε πολλαπλά domains και δυνατότητα πλήρους απομόνωσης μεταξύ διαφορετικών υπηρεσιών και χρηστών. Στο πλαίσιο αυτό, εξελίξεις όπως η ομοσπονδιακή ενισχυτική μάθηση (federated deep reinforcement learning), τα explainable MLOps και τα recursive slice orchestration συστήματα, έρχονται να επαναπροσδιορίσουν τη διαχείριση και τη λειτουργία του slicing σε περιβάλλοντα εξαιρετικά υψηλής πολυπλοκότητας, όπως αυτά που θα υποστηρίζει το 6G. Η μελλοντική έρευνα στο πεδίο αυτό αποτελεί όχι μόνο μια φυσική εξέλιξη, αλλά και αναγκαιότητα, ώστε οι τεχνολογίες AI, διασυνδεσιμότητας και αυτονομίας να ενσωματωθούν λειτουργικά στις τηλεπικοινωνίες επόμενης γενιάς [32], [33].

**ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ**

[1] A. Thantharate, R. Paropkari, V. Walunj and C. Beard, "DeepSlice: A Deep Learning Approach towards an Efficient and Reliable Network Slicing in 5G Networks," 2019 IEEE 10th Annual Ubiquitous Computing, Electronics & Mobile Communication Conference (UEMCON), New York City, NY, USA, 2019, pp. 0762-0767, doi: 10.1109/UEMCON47517.2019.8993066.

[2] A. Thantharate, R. Paropkari, V. Walunj, C. Beard and P. Kankariya, "Secure5G: A Deep Learning Framework Towards a Secure Network Slicing in 5G and Beyond," 2020 10th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC), Las Vegas, NV, USA, 2020, pp. 0852-0857, doi: 10.1109/CCWC47524.2020.9031158.

[3] H. Holma and A. Toskala, “WCDMA for UMTS: HSPA Evolution and LTE,” 4th ed., Wiley, 2007.

[4] M. Mouly and M. Pautet, “The GSM System for Mobile Communications,” 1992.

[5] J. Korhonen, “Introduction to 3G Mobile Communications,” 2nd ed., Artech House, 2003.

[6] A. Ghosh, J. Zhang, J. Andrews, and R. Muhamed, “Fundamentals of LTE,” Prentice Hall, 2010.

[7] S. Sesia, I. Toufik, and M. Baker, “LTE – The UMTS Long Term Evolution: From Theory to Practice,” 2nd ed., Wiley, 2011.

[8] 3GPP TS 36.300 V15.9.0, “Evolved Universal Terrestrial Radio Access (E-UTRA) and Evolved Universal Terrestrial Radio Access Network (E-UTRAN); Overall description; Stage 2,” 3GPP, Sep. 2019.

[9] J. G. Andrews et al., “What Will 5G Be?”, IEEE Journal on Selected Areas in Communications, vol. 32, no. 6, pp. 1065–1082, Jun. 2014.

[10] E. G. Larsson et al., “Massive MIMO for next generation wireless systems,” IEEE Communications Magazine, vol. 52, no. 2, pp. 186–195, Feb. 2014.

[11] R. W. Heath et al., “An overview of signal processing techniques for millimeter wave MIMO systems,” IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, vol. 10, no. 3, pp. 436–453, Apr. 2016.

[12] X. Foukas et al., “Network slicing in 5G: Survey and challenges,” IEEE Communications Magazine, vol. 55, no. 5, pp. 94–100, May 2017.

[13] P. Popovski et al., “Wireless access for ultra-reliable low-latency communication: Principles and building blocks,” IEEE Network, vol. 32, no. 2, pp. 16–23, Mar.–Apr. 2018.

[14] T. Taleb et al., “On multi-access edge computing: A survey of the emerging 5G network edge architecture & orchestration,” IEEE Communications Surveys & Tutorials, vol. 19, no. 3, pp. 1657–1681, 2017.

[15] Y. Zhang et al., “Security and privacy in 5G networks: Opportunities and challenges,” IEEE Wireless Communications, vol. 24, no. 4, pp. 52–58, Aug. 2017.

[16] M. Chen, U. Challita, W. Saad, C. Yin, and M. Debbah, “Artificial Intelligence for Wireless Networks,” IEEE Communications Surveys & Tutorials, vol. 24, no. 1, pp. 1–30, 2022.

[17] M. Elsayed and M. Erol-Kantarci, “AI-Enabled Future Wireless Networks: A Survey,” IEEE Access, vol. 7, pp. 164148–164175, 2019.

[18] X. Li, Z. Zhao, and R. Wang, “Deep Learning for Network Slicing in 5G: A Survey,” IEEE Network, vol. 33, no. 6, pp. 54–60, 2019.

[19] S. Wang, H. Liu, P. H. Gomes, and B. Krishnamachari, “Machine Learning for Resource Allocation in Wireless Networks,” IEEE Communications Magazine, vol. 58, no. 10, pp. 90–96, Oct. 2020.

[20] Y. Sun, M. Peng, Y. Zhou, Y. Huang, and S. Mao, “Application of Machine Learning in Wireless Networks: Key Techniques and Open Issues,” IEEE Communications Surveys & Tutorials, vol. 21, no. 4, pp. 3072–3108, 2019.

[21] H. Ye, G. Y. Li, and B.-H. Juang, “Deep Reinforcement Learning Based Resource Allocation for V2V Communications,” IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 68, no. 4, pp. 3163–3173, Apr. 2019.

[22] J. Zhang, C. Patras, and H. Claussen, “Deep Learning Empowered Context-Aware Wireless Networks: Architecture, Challenges, and Applications,” IEEE Network, vol. 32, no. 2, pp. 80–87, Mar.–Apr. 2018.

[23] T. O’Shea and J. Hoydis, “An Introduction to Deep Learning for the Physical Layer,” IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, vol. 3, no. 4, pp. 563–575, Dec. 2017.

[24] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams, “Learning representations by back-propagating errors,” Nature, vol. 323, pp. 533–536, 1986.

[25] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, “ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks,” in \*NIPS\*, 2012.

[26] S. Haykin, \*Neural Networks and Learning Machines\*, 3rd ed., Pearson, 2008.

[27] K. He et al., “Delving Deep into Rectifiers: Surpassing Human-Level Performance on ImageNet Classification,” in \*Proc. IEEE ICCV\*, 2015.

[28] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, “Long Short-Term Memory,” \*Neural Computation\*, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, 1997.

[29] V. Mnih et al., “Human-level control through deep reinforcement learning,” \*Nature\*, vol. 518, pp. 529–533, 2015.

[30] G. Kang, J. Li, and D. Tao, "Shakeout: A new approach to regularized deep neural network training," *arXiv preprint arXiv:1904.06593*, Apr. 2019. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1904.06593>

[31] A. Labach, H. Salehinejad, and S. Valaee, "Survey of dropout methods for deep neural networks," *arXiv preprint arXiv:1904.13310*, Apr. 2019. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1904.13310>

[32] M. Giordani, M. Polese, A. Roy, D. Castor, and M. Zorzi, “Toward 6G Networks: Use Cases and Technologies,” IEEE Communications Magazine, vol. 58, no. 3, pp. 55–61, Mar. 2020. DOI: 10.1109/MCOM.001.1900411

[33] M. Elsayed, A. Muthanna, A. A. Ali, and A. Elmusrati, "Redefining 6G Network Slicing: AI-Driven Solutions for Future Use Cases," Sensors, vol. 24, no. 4, 2024. DOI: 10.3390/s24041234

**ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ: ΚΩΔΙΚΑΣ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ**

import time

import numpy as np

import pandas as pd

import matplotlib.pyplot as plt

import seaborn as sns

from sklearn.model\_selection import train\_test\_split

from sklearn.preprocessing import LabelEncoder

from sklearn.metrics import classification\_report, confusion\_matrix, roc\_curve, auc

from keras.models import Sequential

from keras.layers import Dense, Input, Dropout, BatchNormalization

from keras.regularizers import l2

from keras.callbacks import EarlyStopping

from keras.utils import to\_categorical

# 1. Load dataset

start\_time = time.time()

df = pd.read\_csv('train\_dataset\_final\_cleaned.csv')

X = df.drop(columns=['slice Type']).values.astype('float32')

y = LabelEncoder().fit\_transform(df['slice Type'])

# 2. Split data

X\_train, X\_temp, y\_train, y\_temp = train\_test\_split(

X, y, test\_size=0.4, random\_state=9, stratify=y)

X\_val, X\_test, y\_val, y\_test = train\_test\_split(

X\_temp, y\_temp, test\_size=0.5, random\_state=9, stratify=y\_temp)

y\_train\_cat = to\_categorical(y\_train)

y\_val\_cat = to\_categorical(y\_val)

y\_test\_cat = to\_categorical(y\_test)

# 3. Define a function to build models

def build\_model(config):

model = Sequential()

model.add(Input(shape=(X\_train.shape[1],)))

for layer in config['layers']:

model.add(Dense(\*\*layer['dense']))

if layer.get('batch\_norm'):

model.add(BatchNormalization())

if layer.get('dropout'):

model.add(Dropout(layer['dropout']))

model.add(Dense(y\_train\_cat.shape[1], activation='softmax'))

model.compile(

optimizer=config['optimizer'],

loss='categorical\_crossentropy',

metrics=['accuracy']

)

return model

# 4. Model configurations

config\_nn1 = {

'layers': [

{'dense': {'units': 8, 'activation': 'relu', 'kernel\_regularizer': l2(1e-3)}, 'dropout': 0.3},

{'dense': {'units': 4, 'activation': 'relu', 'kernel\_regularizer': l2(1e-3)}, 'dropout': 0.2},

{'dense': {'units': 3, 'activation': 'tanh'}}

],

'optimizer': 'adam',

'early\_stop\_patience': 5,

'epochs': 50

}

config\_nn2 = {

'layers': [

{'dense': {'units': 64, 'activation': 'relu', 'kernel\_regularizer': l2(1e-4)}, 'batch\_norm': True, 'dropout': 0.4},

{'dense': {'units': 32, 'activation': 'relu', 'kernel\_regularizer': l2(1e-4)}, 'batch\_norm': True, 'dropout': 0.3},

{'dense': {'units': 16, 'activation': 'relu', 'kernel\_regularizer': l2(1e-4)}, 'dropout': 0.2}

],

'optimizer': 'adam',

'early\_stop\_patience': 6,

'epochs': 70

}

# 5. Train both models and collect histories

results = {}

for name, cfg in [('NN1', config\_nn1), ('NN2', config\_nn2)]:

model = build\_model(cfg)

es = EarlyStopping(monitor='val\_loss', patience=cfg['early\_stop\_patience'], restore\_best\_weights=True)

start = time.time()

history = model.fit(

X\_train, y\_train\_cat,

validation\_data=(X\_val, y\_val\_cat),

epochs=cfg['epochs'], batch\_size=64,

callbacks=[es], verbose=0

)

duration = time.time() - start

test\_loss, test\_acc = model.evaluate(X\_test, y\_test\_cat, verbose=0)

train\_loss, train\_acc = model.evaluate(X\_train, y\_train\_cat, verbose=0)

results[name] = {

'model': model,

'history': history,

'train\_acc': train\_acc \* 100,

'test\_acc': test\_acc \* 100,

'train\_loss': train\_loss,

'test\_loss': test\_loss,

'train\_time': duration

}

print(f"{name}: train\_acc={train\_acc\*100:.2f}%, test\_acc={test\_acc\*100:.2f}%, time={duration:.2f}s")

labels = ['NN1', 'NN2']

n\_classes = y\_test\_cat.shape[1]

# 6. Comparative Plots

# 6.1 Train vs Test Accuracy

train\_accs = [results['NN1']['train\_acc'], results['NN2']['train\_acc']]

test\_accs = [results['NN1']['test\_acc'], results['NN2']['test\_acc']]

x = np.arange(len(labels))

width = 0.35

plt.figure()

plt.bar(x - width/2, train\_accs, width, label='Train Acc')

plt.bar(x + width/2, test\_accs, width, label='Test Acc')

plt.ylabel('Accuracy (%)')

plt.xticks(x, labels)

plt.title('Train vs Test Accuracy Comparison')

plt.legend()

plt.tight\_layout()

plt.show()

# 6.2 Accuracy Curves per Epoch

plt.figure()

for name in labels:

h = results[name]['history']

plt.plot(h.history['accuracy'], label=f'{name} Train')

plt.plot(h.history['val\_accuracy'], label=f'{name} Val')

plt.title('Accuracy over Epochs: NN1 vs NN2')

plt.xlabel('Epoch')

plt.ylabel('Accuracy')

plt.legend()

plt.tight\_layout()

plt.show()

# 6.3 Loss Curves per Epoch

plt.figure()

for name in labels:

h = results[name]['history']

plt.plot(h.history['loss'], label=f'{name} Train Loss')

plt.plot(h.history['val\_loss'], label=f'{name} Val Loss')

plt.title('Loss over Epochs: NN1 vs NN2')

plt.xlabel('Epoch')

plt.ylabel('Loss')

plt.legend()

plt.tight\_layout()

plt.show()

# 6.4 Confusion Matrices & Classification Reports

for name in labels:

model = results[name]['model']

print(f"\n--- {name} Classification Report & Confusion Matrix ---")

y\_pred\_prob = model.predict(X\_test)

y\_pred = np.argmax(y\_pred\_prob, axis=1)

y\_true = np.argmax(y\_test\_cat, axis=1)

print(classification\_report(y\_true, y\_pred, target\_names=['eMBB','URLLC','mMTC']))

cm = confusion\_matrix(y\_true, y\_pred)

print(f"{name} Confusion Matrix:\n", cm)

plt.figure()

plt.imshow(cm, interpolation='nearest', cmap=plt.cm.Blues)

plt.title(f'Confusion Matrix: {name}')

plt.colorbar()

ticks = np.arange(n\_classes)

plt.xticks(ticks, ['eMBB','URLLC','mMTC'], rotation=45)

plt.yticks(ticks, ['eMBB','URLLC','mMTC'])

plt.ylabel('True label')

plt.xlabel('Predicted label')

plt.tight\_layout()

plt.show()

# 6.5 ROC Curves per Model

for name in labels:

model = results[name]['model']

y\_pred\_prob = model.predict(X\_test)

fpr = dict(); tpr = dict(); roc\_auc = dict()

for i in range(n\_classes):

fpr[i], tpr[i], \_ = roc\_curve(y\_test\_cat[:, i], y\_pred\_prob[:, i])

roc\_auc[i] = auc(fpr[i], tpr[i])

plt.figure()

for i in range(n\_classes):

plt.plot(fpr[i], tpr[i], label=f'Class {i} (AUC = {roc\_auc[i]:.2f})')

plt.plot([0, 1], [0, 1], 'k--', lw=2)

plt.title(f'ROC Curves: {name}')

plt.xlabel('False Positive Rate')

plt.ylabel('True Positive Rate')

plt.legend(loc='lower right')

plt.tight\_layout()

plt.show()

# 7. Overfitting Assessment

for name in labels:

gap = results[name]['train\_acc'] - results[name]['test\_acc']

print(f"{name} Overfitting Gap (Train Acc - Test Acc): {gap:.2f}%")

# 8. Total Script Time

print(f"Total script execution time: {(time.time() - start\_time):.2f} sec")

# 9. Feature Distribution Comparison (Figure 4.1)

# Reload datasets in case of earlier modification

df\_original = pd.read\_csv('train\_dataset.csv')

df\_cleaned = pd.read\_csv('train\_dataset\_final\_cleaned.csv')

# Convert 'slice Type' to numerical for plotting

df\_original['slice Type'] = pd.factorize(df\_original['slice Type'])[0]

df\_cleaned['slice Type'] = pd.factorize(df\_cleaned['slice Type'])[0]

# Define features

removed\_features = ['IoT', 'LTE/5G', 'Smart Transportation', 'Smart City & Home', 'Non-GBR',

'AR/VR/Gaming', 'Healthcare', 'Smartphone', 'GBR', 'Public Safety']

kept\_features = ['LTE/5g Category', 'Time', 'Packet Loss Rate', 'Packet delay', 'Industry 4.0', 'IoT Devices']

# Create melted DataFrames

removed\_df = df\_original[removed\_features + ['slice Type']]

kept\_df = df\_cleaned[kept\_features + ['slice Type']]

removed\_melted = removed\_df.melt(id\_vars='slice Type', var\_name='Feature', value\_name='Value')

kept\_melted = kept\_df.melt(id\_vars='slice Type', var\_name='Feature', value\_name='Value')

# Plot removed features

plt.figure(figsize=(16, 10))

sns.boxplot(data=removed\_melted, x='Feature', y='Value')

plt.title('Κατανομή Χαρακτηριστικών που Αφαιρέθηκαν (Πριν τον Καθαρισμό)')

plt.xticks(rotation=45)

plt.tight\_layout()

plt.show()

# Plot kept features

plt.figure(figsize=(12, 8))

sns.boxplot(data=kept\_melted, x='Feature', y='Value')

plt.title('Κατανομή Τελικών Χαρακτηριστικών (Μετά τον Καθαρισμό)')

plt.xticks(rotation=45)

plt.tight\_layout()

plt.show()

# 10. Πίνακας Συσχέτισης (Heatmap)

corr\_matrix = df\_cleaned.drop(columns=['slice Type']).corr()

plt.figure(figsize=(10, 6))

sns.heatmap(corr\_matrix, annot=True, cmap='coolwarm', fmt=".2f", linewidths=0.5)

plt.title("Πίνακας Συσχέτισης Τελικών Χαρακτηριστικών")

plt.tight\_layout()

plt.show()

# 11. Αμοιβαία Πληροφορία (Mutual Information)

from sklearn.feature\_selection import mutual\_info\_classif

from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler

X = df\_cleaned.drop(columns=['slice Type'])

y = df\_cleaned['slice Type']

X\_scaled = MinMaxScaler().fit\_transform(X)

mi\_scores = mutual\_info\_classif(X\_scaled, y, discrete\_features='auto', random\_state=42)

mi\_series = pd.Series(mi\_scores, index=X.columns).sort\_values(ascending=False)

plt.figure(figsize=(10, 6))

sns.barplot(x=mi\_series.values, y=mi\_series.index)

plt.title("Αμοιβαία Πληροφορία (Mutual Information) με την Slice Type")

plt.xlabel("Mutual Information Score")

plt.tight\_layout()

plt.show()