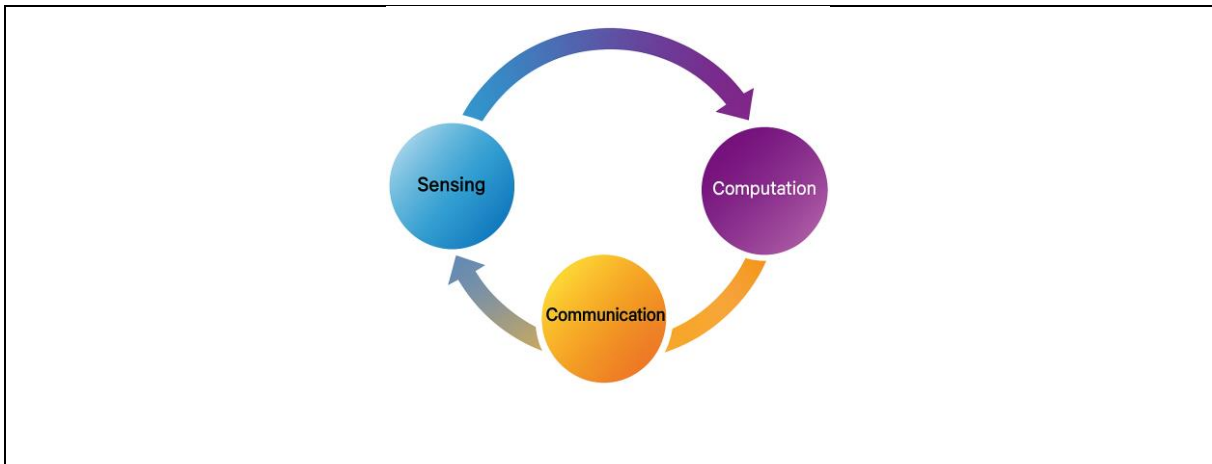


ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ
ΚΑΙ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

«Μελέτη τεχνικών ενσωμάτωσης της επισκόπησης, της επικοινωνίας και της υπολογιστικής για επικοινωνίες επόμενης γενιάς»



Του φοιτητή
Κωνσταντίνου ΖΑΓΟΡΑ
Αρ. Μητρώου: 04/2023

Επιβλέπων
Περικλής ΧΑΤΖΗΜΙΣΙΟΣ
Καθηγητής

Ημερομηνία 15-06-2025

Τίτλος Δ.Ε. Μελέτη τεχνικών ενσωμάτωσης της επισκόπησης, της επικοινωνίας και της υπολογιστικής για επικοινωνίες επόμενης γενιάς

Κωδικός Δ.Ε. 24239

Όνοματεπώνυμο φοιτητή: ΖΑΓΟΡΑΣ Κωνσταντίνος

Όνοματεπώνυμο εισηγητή: ΧΑΤΖΗΜΙΣΙΟΣ Περικλής

Ημερομηνία ανάληψης Δ.Ε. 01-10-2024

Ημερομηνία περάτωσης Δ.Ε. 15-06-2025

Βεβαιώνω ότι είμαι ο συγγραφέας αυτής της εργασίας και ότι κάθε βοήθεια την οποία είχα για την προετοιμασία της είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται στην εργασία. Επίσης, έχω καταγράψει τις όποιες πηγές από τις οποίες έκανα χρήση δεδομένων, ιδεών, εικόνων και κειμένου, είτε αυτές αναφέρονται ακριβώς είτε παραφρασμένες. Επιπλέον, βεβαιώνω ότι αυτή η εργασία προετοιμάστηκε από εμένα προσωπικά, ειδικά ως διπλωματική εργασία, στο Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής και Ηλεκτρονικών Συστημάτων του ΔΙ.ΠΑ.Ε.

Η παρούσα εργασία αποτελεί πνευματική ιδιοκτησία του φοιτητή ΖΑΓΟΡΑ Κωνσταντίνου που την εκπόνησε. Στο πλαίσιο της πολιτικής ανοικτής πρόσβασης, ο συγγραφέας/δημιουργός εκχωρεί στο Διεθνές Πανεπιστήμιο της Ελλάδος άδεια χρήσης του δικαιώματος αναπαραγωγής, δανεισμού, παρουσίασης στο κοινό και ψηφιακής διάχυσης της εργασίας διεθνώς, σε ηλεκτρονική μορφή και σε οποιοδήποτε μέσο, για διδακτικούς και ερευνητικούς σκοπούς, άνευ ανταλλάγματος. Η ανοικτή πρόσβαση στο πλήρες κείμενο της εργασίας, δεν σημαίνει καθ' οιονδήποτε τρόπο παραχώρηση δικαιωμάτων διανοητικής ιδιοκτησίας του συγγραφέα/δημιουργού, ούτε επιτρέπει την αναπαραγωγή, αναδημοσίευση, αντιγραφή, πώληση, εμπορική χρήση, διανομή, έκδοση, μεταφόρτωση (downloading), ανάρτηση (uploading), μετάφραση, τροποποίηση με οποιονδήποτε τρόπο, τμηματικά ή περιληπτικά της εργασίας, χωρίς τη ρητή προηγούμενη έγγραφη συναίνεση του συγγραφέα/δημιουργού.

Η έγκριση της διπλωματικής εργασίας από το Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής και Ηλεκτρονικών Συστημάτων του Διεθνούς Πανεπιστημίου της Ελλάδος, δεν υποδηλώνει απαραίτητως και αποδοχή των απόψεων του συγγραφέα, εκ μέρους του Τμήματος.

«Αφιέρωση»

Η παρούσα διπλωματική εργασία αφιερώνεται, με βαθύ σεβασμό και ειλικρινή ευγνωμοσύνη, στην οικογένειά μου, τον πολύτιμο θεμέλιο λίθο της ζωής μου, που με στήριξε, με ενθάρρυνε και με ενέπνευσε σε κάθε βήμα αυτής της επίπονης αλλά και δημιουργικής διαδρομής.

Πρωτίστως, αφιερώνω αυτό το έργο στη γυναίκα μου, τον άνθρωπο που στάθηκε δίπλα μου με αγάπη, αφοσίωση και αστείρευτη κατανόηση. Σε εκείνη που στήριξε σιωπηλά τα όνειρά μου, που άντεξε τις απουσίες μου και τα ατελείωτα ξενύχτια μπροστά στην οθόνη, που έδειξε υπομονή τις στιγμές που η κούραση με λύγιζε και που με ενδυνάμωνε με ένα μόνο βλέμμα όταν η αμφιβολία γινόταν βάρος. Η παρουσία της δεν υπήρξε απλώς συνοδευτική, αλλά καθοριστική.

Με ευγνωμοσύνη αφιερώνω επίσης αυτήν την εργασία στους δύο γιους μου, τα πιο φωτεινά μου παραδείγματα, τους λόγους που πασχίζω να γίνωμαι καλύτερος άνθρωπος, μέρα με τη μέρα. Αν και μικροί ακόμη για να κατανοήσουν τι ακριβώς σημαίνει μία διπλωματική εργασία, είναι ήδη ικανοί να με διδάσκουν με την αθωότητα, την ανεμελιά και την αστείρευτη ενέργειά τους τι πραγματικά έχει σημασία στη ζωή. Στα μάτια τους έβρισκα πάντοτε τον σκοπό να συνεχίσω. Σε εκείνα τα βράδια που ήμουν παρών στο μυαλό αλλά απόντας στο σώμα, η σκέψη τους ήταν το αντίβαρο που ισορροπούσε τον κόπο με το νόημα.

Η οικογένειά μου δεν υπήρξε μονάχα παρούσα, υπήρξε πυξίδα, καταφύγιο και ώθηση. Κάθε λέξη αυτής της εργασίας κουβαλά κάτι από την υπομονή τους, κάθε πρόοδος κάτι από τη δική τους αυταπάρνηση, και κάθε ολοκλήρωση κάτι από την άδολη αγάπη τους. Είναι αυτοί που με δίδαξαν πως η γνώση έχει αξία μόνο όταν συνοδεύεται από ήθος, και πως ο στόχος δεν είναι απλώς η επιτυχία, αλλά η διαδρομή να είναι τίμια και βαθιά ανθρώπινη.

Για όλους τους λόγους που ειπώθηκαν και για πολλούς ακόμη που δύσκολα χωρούν στις λέξεις, αυτή η εργασία δεν είναι μονάχα δική μου. Ανήκει, εξίσου και με βαθύτερη αξία, στη γυναίκα και στους δύο γιους μου. Είναι μια πράξη ευγνωμοσύνης προς το πιο πολύτιμο δώρο που μου χαρίστηκε ποτέ, την οικογένειά μου.

Με αγάπη και βαθύ σεβασμό,

Κωνσταντίνος ΖΑΓΟΡΑΣ

Πρόλογος

Η παρούσα διπλωματική εργασία επιλέχθηκε με στόχο τη διερεύνηση ενός επιστημονικού πεδίου που συνδυάζει την τεχνογνωσία της μηχανικής μάθησης με τις αρχές των ασύρματων συστημάτων και της υπολογιστικής στο άκρο. Η επιλογή του θέματος δεν ήταν τυχαία, καθώς αποτέλεσε συνειδητή απόφαση βασισμένη στο προσωπικό μου ενδιαφέρον για την ενοποίηση αλγοριθμικών μεθόδων με πραγματικές εφαρμογές σε συστήματα που αντλούν και επεξεργάζονται δεδομένα από το φυσικό περιβάλλον.

Η ενασχόληση με την παρούσα εργασία, μου προσέφερε ουσιαστική εμπέδωση σε προηγμένες τεχνικές ανάλυσης σημάτων, αλγορίθμους ταξινόμησης σε ευφυή υπολογιστικά συστήματα άκρου (edge intelligence). Πέρα από την απόκτηση τεχνικών δεξιοτήτων, το σημαντικότερο όφελος ήταν η ενίσχυση της ερευνητικής μου σκέψης, η ανάπτυξη μεθοδολογικής προσέγγισης και η ενδυνάμωση της ικανότητάς μου να αντιμετωπίζω πολυδιάστατα προβλήματα με συνέπεια και τεκμηρίωση.

Η εργασία αυτή λειτούργησε ως το επιστέγασμα των σπουδών μου και ως εφαλτήριο για περαιτέρω ερευνητική και επαγγελματική εξέλιξη στον τομέα των έξυπνων συστημάτων και της τεχνητής νοημοσύνης.

Περίληψη

Αντικείμενο της παρούσας εργασίας αποτελεί η ανάπτυξη και αξιολόγηση ενός συστήματος ενοποιημένης αντίληψης, επικοινωνίας και υπολογισμού (Integrated Sensing, Communication and Computation – ISCC), με στόχο την αναγνώριση της ανθρώπινης κίνησης. Το προτεινόμενο σύστημα ενσωματώνει τεχνικές ανάλυσης σημάτων, εξαγωγής χαρακτηριστικών και αποδοτικής μετάδοσης των τοπικών παρατηρήσεων μέσω της τεχνικής AirComp σε έναν κεντρικό edge εξυπηρετητή, όπου πραγματοποιείται η τελική ταξινόμηση.

Η διαδικασία σχεδιάστηκε ώστε να προσομοιώνει ρεαλιστικές και δυναμικές συνθήκες συλλογής δεδομένων από το φυσικό περιβάλλον. Για τον σκοπό αυτό, αξιοποιήθηκε περιβάλλον προσομοίωσης παραγωγής συνθετικών σημάτων, στα οποία στη συνέχεια πραγματοποιείται επεξεργασία τοπικά στις συσκευές. Συγκεκριμένα υλοποιείται διαχωρισμός της χρήσιμης πληροφορίας από ανεπιθύμητες συνιστώσες που προέρχονται από περιβαλλοντικούς θορύβους μέσω της Αποσύνθεσης Ιδιαζουσών Τιμών (Singular Value Decomposition - SVD), καθώς και συμπίεση της πληροφορίας μέσω αθροιστικής προβολής κατά τον χρονικό άξονα και μετατροπής των σύνθετων μεγεθών σε πραγματικά διανύσματα. Στη συνέχεια εφαρμόζεται προβολή των δεδομένων σε γραμμικά διαχωρίσιμο υπό-χώρο με χρήση της Γραμμικής Ανάλυσης Διαχωρισμού Κατηγοριών (Linear Discriminant Analysis LDA), με στόχο τη διατήρηση των διαχωριστικών χαρακτηριστικών ανάμεσα στις κατηγορίες.

Η αρχιτεκτονική επικοινωνίας αξιοποιεί την τεχνική Over-the-Air Computation (AirComp), επιτρέποντας την ταυτόχρονη ασύρματη μετάδοση και άμεση συνάθροιση των επεξεργασμένων χαρακτηριστικών στον φυσικό χώρο του καναλιού, χωρίς την ανάγκη αποκωδικοποίησης για κάθε συσκευή ξεχωριστά. Η ταξινόμηση των σημάτων πραγματοποιείται στον edge server, αξιοποιώντας μοντέλα μηχανικής μάθησης όπως SVM, MLP, Logistic Regression και Ridge Classifier. Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης υποδεικνύουν ότι το σύστημα διατηρεί υψηλή ακρίβεια αναγνώρισης ακόμη και υπό συνθήκες θορύβου και περιορισμένων ενεργειακών πόρων.

Study of sensing, communication, and computation integration techniques for next-generation communications

Konstantinos Zagoras

Abstract

The subject of the present thesis is the development and evaluation of a system of Integrated Sensing, Communication and Computation (ISCC), aiming at human motion recognition. The proposed system integrates signal analysis techniques, feature extraction, and efficient transmission of local observations through the AirComp technique to a central edge server, where the final classification is carried out.

The process was designed to simulate realistic and dynamic conditions of data collection from the physical environment. For this purpose, a simulation environment for the generation of synthetic signals was utilized, on which signal processing is subsequently performed locally at the devices. Specifically, useful information is separated from undesired components originating from environmental noise via Singular Value Decomposition (SVD), and the information is compressed via cumulative projection along the time axis and conversion of complex magnitudes into real-valued vectors. Then, the data is projected onto a linearly separable subspace using Linear Discriminant Analysis (LDA), with the goal of preserving the discriminative features between the classes.

The communication architecture leverages the Over-the-Air Computation (AirComp) technique, enabling the simultaneous wireless transmission and immediate aggregation of the processed features in the physical domain of the channel, without the need for individual decoding per device. The classification of signals is performed on the edge server, utilizing machine learning models such as SVM, MLP, Logistic Regression, and Ridge Classifier. The simulation results indicate that the system maintains high recognition accuracy even under conditions of noise and limited energy resources.

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να εκφράσω τις θερμές μου ευχαριστίες σε όλους όσοι συνέβαλαν με τον τρόπο τους στην ολοκλήρωση της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

Αρχικά, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα καθηγητή μου, Κ. Χατζημίσιο Περικλή, για την εμπιστοσύνη, την καθοδήγηση και τη διαρκή υποστήριξή του καθ' όλη τη διάρκεια της εργασίας. Η επιστημονική του κατάρτιση, η σαφής καθοδήγηση και το ειλικρινές ενδιαφέρον του υπήρξαν πολύτιμα εφόδια στην πορεία της ερευνητικής μου προσπάθειας.

Θα ήθελα, επιπλέον, να ευχαριστήσω ιδιαίτερα τον καθηγητή Κ. Ιωσηφίδη Αθανάσιο, ο οποίος, παρότι δεν είχε επίσημη ευθύνη για την εκπόνηση της παρούσας εργασίας, στάθηκε αρωγός σε όλη τη διάρκεια της διαδρομής μου, παρειρυσκόμενος σε όλες τις συναντήσεις και προσφέροντας καθοδήγηση, πολύτιμες ιδέες, έμπνευση και ηθική στήριξη. Η συμβολή του υπήρξε καθοριστική για την ολοκλήρωση αυτής της προσπάθειας.

Ευχαριστώ, επίσης, τους διδάσκοντες και το επιστημονικό προσωπικό του Τμήματος για το υψηλό επίπεδο διδασκαλίας και τις γνώσεις που μου προσέφεραν καθ' όλη τη διάρκεια των σπουδών μου.

Θα ήθελα να εκφράσω την ευγνωμοσύνη μου στην οικογένειά μου, τη σύζυγό μου και τα δύο μου παιδιά, για την ανεξάντλητη υπομονή, την ηθική στήριξη και την κατανόησή τους κατά τη διάρκεια των απαιτητικών μηνών ολοκλήρωσης αυτής της προσπάθειας. Η παρουσία τους και η αμέριστη αγάπη τους αποτέλεσαν τη σταθερή μου δύναμη και έμπνευση.

Τέλος, ένα μεγάλο ευχαριστώ οφείλω στους φίλους και συμφοιτητές μου, που με ενθάρρυναν, με υποστήριξαν και μοιράστηκαν μαζί μου ιδέες και προβληματισμούς. Η συντροφικότητα και η ανταλλαγή απόψεων μαζί τους συνέβαλαν ουσιαστικά στη διαμόρφωση ενός δημιουργικού και παραγωγικού κλίματος.

Σε όλους τους παραπάνω, αφιερώνω ειλικρινά αυτήν την εργασία με βαθιά εκτίμηση και σεβασμό.

Περιεχόμενα

Πρόλογος.....	iv
Περίληψη.....	v
Abstract	vi
Ευχαριστίες	vii
Περιεχόμενα	viii
Κατάλογος Σχημάτων	x
Κατάλογος Πινάκων.....	x
Συνομογραφίες.....	xi
Κεφάλαιο 1ο: Εισαγωγή	1
1.1 Υπολογιστική Συμπερασμάτων στο Υπολογιστικό Νέφος έναντι Συμπερασμάτων στο Άκρο 1	
1.2 Σχήματα Ενσωματωμένης Αίσθησης, Επικοινωνίας και Υπολογισμού.....	3
1.3 Over-The-Air-Computation.....	5
1.4 OFDM-based Aircomp.....	8
1.5 Περιπτώσεις Χρήσης.....	9
1.5.1 Ανίχνευση Περιβαλλοντικών Μεταβλητών σε Πραγματικό Χρόνο	10
1.5.2 Εκτίμηση Θέσης Στόχου.....	10
1.5.3 Έξυπνη Βιομηχανία και Ευέλικτη Παραγωγή.....	10
1.5.4 Αυτόνομα Οχήματα και Δίκτυα Οχημάτων.....	11
1.5.5 Έξυπνη υγειονομική περίθαλψη.....	12
1.6 Επισκόπηση του Συστήματος.....	12
1.7 Στόχοι και Συμβολή της Διπλωματικής Εργασίας	15
1.8 Σύνοψη Περιεχομένων – Δομή Εργασίας	15
Κεφάλαιο 2ο: Μοντέλο Συστήματος	17
2.1 Επισκόπηση του Συστήματος.....	17
2.2 Επεξεργασία Σημάτων κατά τη συλλογή δεδομένων.....	19
2.2.1 Λειτουργία Ανίχνευσης και Λήψης.....	20
2.2.2 Επεξεργασία των δεδομένων του σήματος.....	23
2.3 Ακύρωση παρεμβολών.....	24
2.4 Συμπύεση Δεδομένων και Συνένωση Πραγματικού/Φανταστικού Μέρους.....	26
2.5 Γραμμική Ανάλυση Διαχωρισμού Κατηγοριών (LDA - Linear Discriminant Analysis).....	27
2.6 Υλοποίηση του σχήματος AirComp.....	29

Κεφάλαιο 3ο:	Σχεδιασμός και Μοντελοποίηση Aircomp	32
3.1	Σχεδιασμός και Υλοποίηση του Καναλιού Επικοινωνίας.....	32
3.2	Σχεδιασμός και Υλοποίηση Beamforming.....	33
3.3	Σχεδιασμός και Υλοποίηση Precoding.....	37
3.4	Βελτιστοποίηση Beamformer και Precoders βάσει Discriminant Gain	38
3.5	Περιορισμός ισχύος μετάδοσης και ενεργειακής κατανάλωσης	41
3.5.1	Περιορισμός ισχύος των precoders.....	41
3.5.2	Περιορισμός ενεργειακής κατανάλωσης	43
Κεφάλαιο 4ο:	Επεξεργασία στην πλευρά του εξυπηρετητή και Μοντέλα Μηχανικής Μάθησης ..	46
4.1	Νομογραφική Συνάρτηση	46
4.2	Κανονικοποίηση.....	46
4.3	Ανάλυση Μεταφερόμενων Συνιστωσών	47
4.4	Μοντέλα Μηχανικής Μάθησης.....	50
4.4.1	Support Vector Machines (SVM).....	50
4.4.2	Multi-Layer Perceptron - MLP.....	52
4.4.3	Logistic Regression	53
4.4.4	Ridge Regression.....	54
Κεφάλαιο 5ο:	Αξιολόγηση απόδοσης.....	56
5.1	Διαμόρφωση προσομοίωσης	56
5.1.1	Διαμόρφωση συστήματος.....	56
5.1.2	Διαμόρφωση παραμέτρων εξαγωγής αποτελεσμάτων	58
5.2	Αποτελέσματα προσομοιώσεων.....	61
5.2.1	Απόδοση Μοντέλων με Βελτιστοποίηση precoders και beamformer	61
5.2.2	Απόδοση Μοντέλων σε Συνάρτηση με τον Αριθμό Συσκευών.....	63
5.2.3	Απόδοση Μοντέλων σε Συνάρτηση με τον Ενεργειακό Περιορισμό.....	65
5.2.4	Ακρίβεια Ταξινόμησης ανά Μοντέλο σε Συνάρτηση με το Σφάλμα CSI.....	68
Κεφάλαιο 6ο:	Μελλοντική Εργασία	70
Κεφάλαιο 7ο:	Συμπεράσματα	72
BIBΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....		74

Κατάλογος Σχημάτων

Σχήμα 1.1: Σενάρια χρήσης του 6G[1].....	2
Σχήμα 1.2: Η μετάβαση από διακριτές διεργασίες σε ενοποιημένη αρχιτεκτονική ISCC	4
Σχήμα 1.3: Διάγραμμα ροής ISCC	5
Σχήμα 1.4: Over-the-Air-Computation [21].....	7
Σχήμα 1.5: Εκτίμηση Θέσης Στόχου και Ανίχνευση Περιβαλλοντικών Μεταβλητών	10
Σχήμα 1.6: Αυτόνομα Οχήματα και Έξυπνη Βιομηχανία	11
Σχήμα 1.7: Έξυπνη υγειονομική περίθαλψη	13
Σχήμα 2.1: Συνολική Απεικόνιση της Λειτουργικής Ροής του Προτεινόμενου Συστήματος [5]	19
Σχήμα 2.2: Ανθρώπινο μοντέλο[38].....	22
Σχήμα 2.3: Διάγραμμα Καμπής Ιδιάζουσων τιμών.....	26
Σχήμα 2.4: Συμπύκνωση της διάστασης της γρήγορης χρονικής κλίμακας	27
Σχήμα 2.5: Linear Discriminant Analysis	29
Σχήμα 2.6: Over-The -Air-Computation	30
Σχήμα 3.1: Διάγραμμα ροής Βελτιστοποίησης Beamformer και Precoders	39
Σχήμα 3.2: Απεικόνιση συνάρτησης κόστους.....	40
Σχήμα 3.3: Διάγραμμα ροής περιορισμού ισχύος των precoders.....	43
Σχήμα 3.4: Διάγραμμα ροής περιορισμού ενεργειακής κατανάλωσης	44
Σχήμα 5.1: Τρισδιάστατη απεικόνιση της χωρικής διάταξης του συστήματος.....	57
Σχήμα 5.2: Σύγκριση μοντέλων ταξινόμησης με ή χωρίς βελτιστοποίηση.....	62
Σχήμα 5.3: Ακρίβεια Μοντέλων σε Συνάρτηση με τον Αριθμό Συσκευών	64
Σχήμα 5.4: Απόδοση Μοντέλων σε Συνάρτηση με τον Ενεργειακό Περιορισμό	65
Σχήμα 5.5: Απόδοση Μοντέλων σε Συνάρτηση με το SNR	68
Σχήμα 5.6: Ακρίβεια Ταξινόμησης ανά Μοντέλο σε Συνάρτηση με την Εισαγωγή Σφάλματος CSI ..	69

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 1.1: Διαφορές μεταξύ Cloud-Centric Inference και Edge-based Inference	3
Πίνακας 1.2: Ενδεικτικές Νομογραφικές συναρτήσεις [13]	6
Πίνακας 5.1: Παράμετροι Προσομοίωσης	59

Συντομογραφίες

ISAC	Integrated Sensing and Communication
AP	Access point
IoT	Internet of Things
AI	Artificial Intelligence
ISCC	Integrated Sensing, Communication, and Computation
AirComp	Over-the-Air Computation
MAC	Multi-Access Channel
OFDM	Orthogonal Frequency Division Multiplexing
IoV	Internet of Vehicles
FMCW	Frequency-Modulated Continuous Wave
SVD	Singular Value Decomposition
LDA	Linear Discriminant Analysis
PBAH	Primitive Based Autoregressive Hybrid Model
CSI	Channel State Information
SIMO	Single-Input Multiple-Output
AWGN	Additive White Gaussian Noise
TCA	Transfer Component Analysis

Κεφάλαιο 1ο: Εισαγωγή

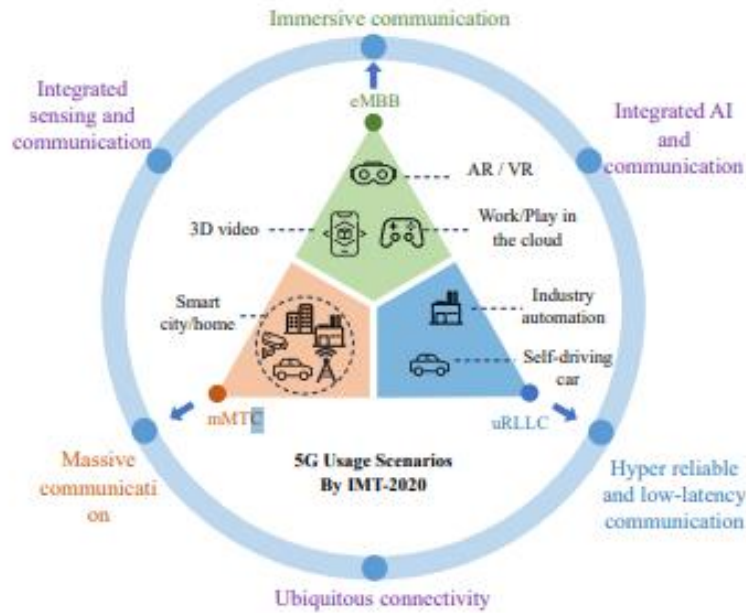
Η εξέλιξη από τα δίκτυα πέμπτης γενιάς (5G) προς την επόμενη γενιά ασύρματων επικοινωνιών, σηματοδοτεί μια βαθιά τεχνολογική αλλά και αρχιτεκτονική μετάβαση. Η μετάβαση αυτή δεν περιορίζεται μόνο στην επίτευξη αυξημένων επιδόσεων επικοινωνίας, αλλά επεκτείνεται προς την κατεύθυνση της ενσωμάτωσης της τεχνητής νοημοσύνης, της αντίληψης του περιβάλλοντος και της καταναεμημένης υπολογιστικής ικανότητας σε όλα τα επίπεδα του δικτύου, εισάγοντας την εποχή της Νοημοσύνης των Πάντων (Intelligence of Everything – IoE). Σε αυτό το νέο πλαίσιο, τα δίκτυα δεν αποτελούν απλά το μέσο μετάδοσης πληροφορίας, αλλά συμμετέχουν στην επεξεργασία, ανάλυση και κατανόηση των δεδομένων. Η ενσωμάτωση της τεχνητής νοημοσύνης, δυνατοτήτων αίσθησης/ανίχνευσης/συλλογής πληροφοριών (εφεξής sensing) και υπολογιστικής ισχύος στο άκρο του δικτύου (εφεξής edge intelligence) καθιστά το 6G ένα ενιαίο σύστημα με δυνατότητες μάθησης, προσαρμογής και απόκρισης σε πραγματικό χρόνο. Όπως αποτυπώνεται και στο Σχήμα 1.1, ο οργανισμός IMT-2030, ο οποίος επιβλέπει την τυποποίηση και τον καθορισμό των τεχνικών απαιτήσεων για το 6G, αναδεικνύει τρεις νέους βασικούς πυλώνες χρήσης:

- Την ενσωματωμένη Τεχνητή Νοημοσύνη και Επικοινωνία: Η τεχνητή νοημοσύνη δεν θα αποτελεί πλέον εξωτερικό εργαλείο αλλά θα ενσωματώνεται απευθείας στον πυρήνα του δικτύου, από το φυσικό επίπεδο έως τα ανώτερα επίπεδα. Τα δίκτυα θα μπορούν να προβλέπουν, να προσαρμόζονται και να βελτιστοποιούν τη λειτουργία τους βάσει τοπικών δεδομένων, ιστορικών μοτίβων και δυναμικών συνθηκών του περιβάλλοντος και θα επιτρέπει την εκπαίδευση και χρήση μοντέλων μηχανικής μάθησης εντός του δικτύου.
- Την ενοποιημένη Αντίληψη και Επικοινωνία (Integrated Sensing and Communication, εφεξής ISAC): Οι λειτουργίες του sensing και της επικοινωνίας δεν είναι πλέον διακριτές αλλά συνδυάζονται και συνεκτελούνται στο ίδιο φάσμα και υλικό. Ο ενοποιημένος υλικός εξοπλισμός χρησιμοποιείται τόσο για μετάδοση δεδομένων όσο και για παρατήρηση του περιβάλλοντος, επιτρέποντας στα δίκτυα να «αισθάνονται» το περιβάλλον, τους χρήστες και τις κινήσεις τους σε πραγματικό χρόνο.
- Την καθολική και πανταχού παρούσα συνδεσιμότητα (ubiquitous connectivity): Η επίτευξη πάσης φύσεως διασύνδεση φυσικών και ψηφιακών οντοτήτων, ανεξαρτήτως γεωγραφικής θέσης, κινητικότητας ή ενεργειακών περιορισμών, προς επίτευξη μιας πραγματικά ολιστικής υποδομής επικοινωνίας.

Ταυτόχρονα, ενισχύονται και επεκτείνονται τα παραδοσιακά σενάρια του 5G, με στόχο την υποστήριξη της Βυθιστικής επικοινωνίας (Immersive Communication IC), της Μαζικής συνδεσιμότητας (Massive Communication) και της Υπεραξιόπιστης και εξαιρετικά χαμηλής καθυστέρησης επικοινωνίας (Highly Reliable and Low Latency Communication HRLLC). Τέτοιες απαιτήσεις ξεπερνούν τις δυνατότητες των παραδοσιακών δικτυακών υποδομών και επιβάλλουν μια διαφορετική αρχιτεκτονική [1].

1.1 Υπολογιστική Συμπερασμάτων στο Υπολογιστικό Νέφος έναντι Συμπερασμάτων στο Άκρο

Η ραγδαία πρόοδος της Μηχανικής Μάθησης (Machine Learning - ML), έχει καταστήσει εφικτή την υλοποίηση καινοτόμων εφαρμογών όπως η αναγνώριση προσώπου, η αναγνώριση της ανθρώπινης κίνησης, η κατανόηση της φυσικής γλώσσας και η ρομποτική. Η κλασική προσέγγιση βασίζεται σε αρχιτεκτονικές κεντροποιημένης υπολογιστικής επεξεργασίας στο νέφος (cloud-centric), όπου οι συσκευές άκρου (edge devices) λειτουργούν αποκλειστικά ως αισθητήρες/συλλέκτες δεδομένων και όλα τα δεδομένα που συλλέγονται, αποστέλλονται σε ισχυρά κέντρα δεδομένων υπολογιστικού νέφους



Σχήμα 1.1:Σενάρια χρήσης του 6G[1]

(cloud data-centers) όπου γίνεται η αποθήκευση, η επεξεργασία και η τελική λήψη αποφάσεων. Ωστόσο, αυτή η προσέγγιση, αν και προσφέρει υψηλή υπολογιστική ισχύ και δυνατότητα εκπαίδευσης και εκτέλεσης ισχυρότερων μοντέλων μηχανικής μάθησης, συνήθως απαιτεί συνεχή μεταφορά μεγάλου όγκου δεδομένων. Το γεγονός αυτό συνοδεύεται από σημαντικά μειονεκτήματα, όπως η υψηλή καθυστέρηση (latency), η ανάγκη για διαθεσιμότητα μεγάλου εύρους ζώνης, την ενεργειακή επιβάρυνση των συσκευών λόγω των αυξημένων απαιτήσεων σε επικοινωνιακή ικανότητα και υπολογιστική ισχύ, τη συμφόρηση (bottleneck) του καναλιού επικοινωνίας, καθώς και σοβαρές ανησυχίες για την προστασία της ιδιωτικότητας των δεδομένων [1], [2], [3], [4], [5], [6], [7]. Η ταχεία ανάπτυξη εφαρμογών όπως το βιομηχανικό Ίντερνετ, οι έξυπνες πόλεις, η εικονική (Virtual Reality VR) και επαυξημένη πραγματικότητα (Augmented Reality AR), η έξυπνη υγειονομική περίθαλψη και η αυτόνομη οδήγηση δεν μπορούν να υποστηριχθούν από αυτό το παραδοσιακό μοντέλο. Οι εν λόγω εφαρμογές απαιτούν συνεχώς αυξανόμενη συλλογή δεδομένων από κινητές και IoT συσκευές, με ταχύτερες και αξιόπιστες συνδέσεις και πολύ χαμηλό latency [7] και σε συνδυασμό με την ανάγκη τους για επεξεργασία σε πραγματικό χρόνο, καθίσταται αναγκαία η μετάβαση σε μια νέα αρχιτεκτονική: την edge intelligence. Η βασική ιδέα της edge intelligence είναι η μεταφορά μέρους ή/και του συνόλου της υπολογιστικής διαδικασίας για την εξαγωγή αποτελεσμάτων (inference), από το υπολογιστικό νέφος (εφεξής cloud) στο δίκτυο πρόσβασης – δηλαδή πλησιέστερα στις συσκευές και στους χρήστες, αξιοποιώντας σημεία πρόσβασης (access points, εφεξής AP) ή μικρής κλίμακας εξυπηρετητές στο άκρο του δικτύου (εφεξής edge servers), μειώνοντας έτσι την απόσταση μεταξύ των δεδομένων και της επεξεργασίας τους. Τα δεδομένα υπόκεινται σε προεπεξεργασία τοπικά και έτσι καθίσταται εφικτή η διαδικασία εξαγωγής προβλέψεων (inference) με ελαχιστοποίηση της καθυστέρησης καθώς δεν απαιτείται η μεταφορά των πρωτογενών (raw) δεδομένων στο υπολογιστικό νέφος. Επιπρόσθετα επιτυγχάνεται εξοικονόμηση κατανάλωσης ενέργειας με την αποστολή συμπιεσμένης πληροφορίας, καθώς και περιορισμός των κινδύνων διαρροής των προσωπικών δεδομένων. [1], [2], [3], [4], [5], [6], [7], [8]. Ο Πίνακας 1.1 συνοψίζει τις κυριότερες διαφορές μεταξύ των αρχιτεκτονικών της Υπολογιστικής Συμπερασμάτων στο Υπολογιστικό Νέφος (εφεξής Cloud-Centric Inference) έναντι Συμπερασμάτων στο Άκρο (εφεξής Edge-based Inference).

Πίνακας 1.1: Διαφορές μεταξύ Cloud-Centric Inference και Edge-based Inference

Χαρακτηριστικό	Cloud-Centric Inference	Edge-based Inference
Latency (Καθυστέρηση)	Υψηλή	Χαμηλή
Privacy (Ιδιωτικότητα)	Εκτεθειμένη	Καλύτερη (τοπική επεξεργασία)
Επεξεργασία	Κεντρικοποιημένη (Centralized)	Κατανεμημένη (Distributed)
Ενεργειακή απόδοση	Χαμηλή (λόγω συνεχούς μεταφοράς δεδομένων)	Καλή (λόγω περιορισμένης επικοινωνίας και τοπικής επεξεργασίας)
Απαίτηση εύρους ζώνης	Υψηλή (μεταφορά raw δεδομένων προς το cloud)	Χαμηλή (προεπεξεργασία και συμπίεση στο edge)
Κίνδυνος Bottleneck	Υψηλός (συμφόρηση λόγω μαζικής επικοινωνίας με cloud)	Χαμηλός
Υποστήριξη real-time εφαρμογών	Περιορισμένη (υψηλό latency, καθυστέρηση αποφάσεων)	Καλή (άμεση απόκριση, κρίσιμο σε AR/VR, οδήγηση, ιατρική, IoT)
Κλίμακα επεξεργασίας	Ισχυρή (δυνατότητα εκτέλεσης μεγάλων μοντέλων στο cloud)	Περιορισμένη (συσκευές περιορισμένων υπολογιστικών πόρων)

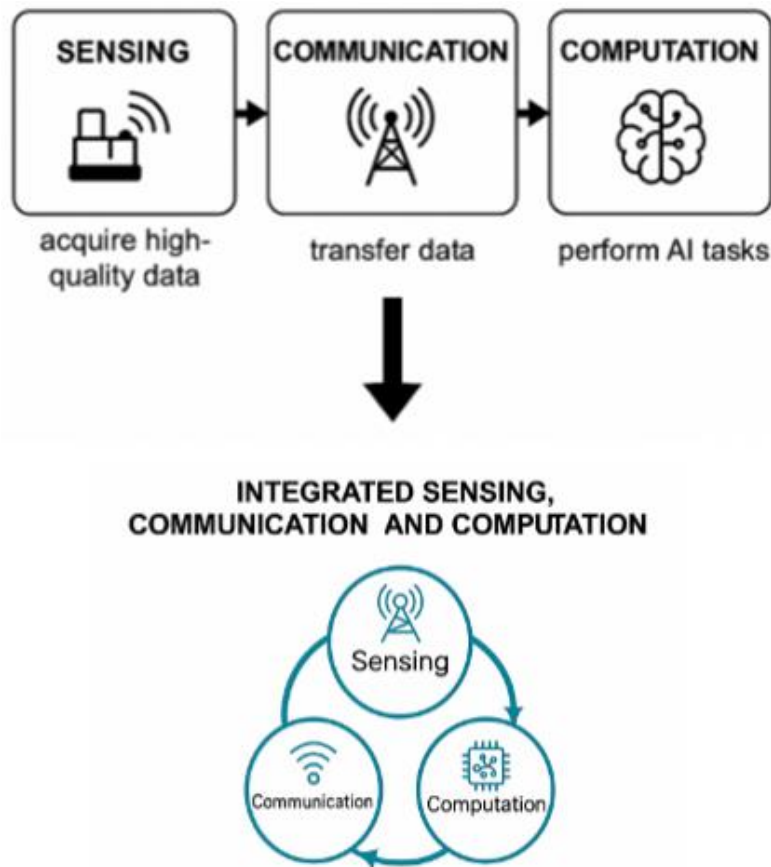
1.2 Σχήματα Ενσωματωμένης Αίσθησης, Επικοινωνίας και Υπολογισμού

Όπως αναφέρουν χαρακτηριστικά και οι συγγραφείς των [5], [7] και [8], για την υλοποίηση του edge inference, η σχεδίαση των συστημάτων δεν μπορεί να είναι μονοδιάστατη. Στα σύγχρονα έξυπνα συστήματα, η λειτουργία βασίζεται σε τρεις διεργασίες: την αίσθηση/ανίχνευση (sensing), την επικοινωνία (communication) και τον υπολογισμό (computation). Τα παραδοσιακά ασύρματα δίκτυα έχουν σχεδιαστεί με βάση την αρχή του διαχωρισμού αυτών των διεργασιών, εξυπηρετώντας διακριτούς στόχους:

- Το sensing επιδιώκει την απόκτηση υψηλής ποιότητας δεδομένων από το περιβάλλον,
- η επικοινωνία εστιάζει στη μετάδοση αυτών των δεδομένων και
- η υπολογιστική επεξεργασία στοχεύει στην εκτέλεση υπολογιστικών εργασιών τεχνητής νοημοσύνης.

Αυτή η διακριτή λειτουργία δεν οδηγεί απαραίτητα στη βέλτιστη εκτέλεση της συνολικής εργασίας αλλά σε πολλές περιπτώσεις, μπορεί να είναι και επιζήμια. Ωστόσο για την ικανοποίηση των εξαιρετικά αυστηρών απαιτήσεων του 6G, το sensing, η επικοινωνία και η υπολογιστική επεξεργασία δεν μπορεί να αντιμετωπίζονται ως ξεχωριστά υποσυστήματα, καθώς τα σύγχρονα δίκτυα απαιτούν έναν ενιαίο σχεδιασμό και μια ολιστική αρχιτεκτονική που ενοποιεί τη συλλογή δεδομένων από το περιβάλλον (Sensing), την μετάδοση των δεδομένων (Communication) και την υπολογιστική επεξεργασία (Computation), μια αρχιτεκτονική που ονομάζεται Ενσωματωμένη Αντίληψη, Επικοινωνία και Υπολογισμός (Integrated Sensing, Communication, and Computation, εφεξής ISCC). Οι τρεις αυτές βασικές αρχιτεκτονικές δεν λειτουργούν απλώς παράλληλα, αλλά είναι συμφυσικές και αλληλοεξαρτώμενες, καθώς υπόκεινται σε από κοινού βελτιστοποίηση, με στόχο την ενίσχυση της απόδοσης του συστήματος στο σύνολο [7], [8].

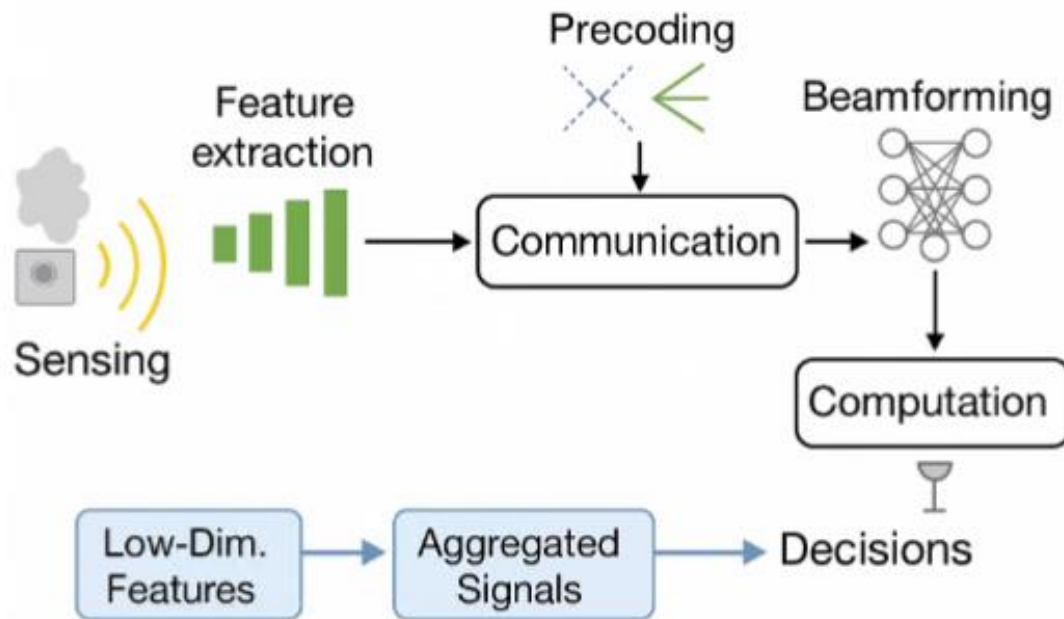
Στο Σχήμα 1.2 αποτυπώνεται η μετάβαση από τη μία αρχιτεκτονική στην άλλη. Σε ένα ISCC σύστημα, οι συσκευές δεν περιορίζονται μόνο στο sensing του περιβάλλοντος και την καταγραφή σήματος, αλλά



Σχήμα 1.2: Η μετάβαση από διακριτές διεργασίες σε ενοποιημένη αρχιτεκτονική ISCC

ενσωματώνεται και η προκαταρκτική επεξεργασία και εξαγωγή χαρακτηριστικών σχετικών με την τελική απόφαση [7]. Η τελική απόδοση μιας AI εφαρμογής στον εξυπηρετητή, εξαρτάται από το επίπεδο παραμόρφωσης του διανύσματος χαρακτηριστικών (feature vector), το οποίο επηρεάζεται από την ποιότητα μέτρησης κατά το sensing, την ακρίβεια της εξαγωγής χαρακτηριστικών (feature extraction – computation) και τον βαθμό συμπίεσης και ποσοτικοποίησης που υποβάλλεται και απαιτείται για τη μετάδοσή του αλλά και κατά τη μετάδοση του [7]. Κατά την επικοινωνία, παράλληλα με την μετάδοση των δεδομένων πραγματοποιούνται και λειτουργίες υπολογιστικής φύσεως και η τελική υπολογιστική διεργασία (inference) εκτελείται στον εξυπηρετητή άκρου, πάνω σε συλλογικά χαρακτηριστικά από πολλαπλές συσκευές, οδηγώντας σε γρήγορες και αποτελεσματικές αποφάσεις [5]. Ουσιαστικά μέσω του ISCC, καθορίζεται πώς θα κατανεμηθούν βέλτιστα οι πόροι ανάμεσα στις τεχνολογίες sensing, επικοινωνίας και υπολογισμού και ως στόχος δεν είναι πλέον πόσα δεδομένα μεταδόθηκαν, αλλά πόσο καλά και γρήγορα εξήχθη μια απόφαση ή ένα συμπέρασμα με βάση αυτά τα δεδομένα [1].

Αυτή η προσανατολισμένα στην εκτέλεση συγκεκριμένων εργασιών (εφεξής task-oriented) προσέγγιση, έρχεται σε πλήρη αντίθεση με τις κλασικές αρχές διαχωρισμένης σχεδίασης, προτείνοντας ένα ενιαίο και βελτιστοποιημένο μοντέλο που εξυπηρετεί απευθείας τις ανάγκες του τελικού χρήστη ή εφαρμογής [7]. Στο πλαίσιο των σύγχρονων συστημάτων επικοινωνίας, η έννοια της task-oriented επικοινωνίας, αναφέρεται στην επικοινωνία που δεν στοχεύει απλώς στην πλήρη αναπαραγωγή των δεδομένων, αλλά στην αποτελεσματική επίτευξη ενός συγκεκριμένου στόχου, όπως η ακριβής εκτίμηση παραμέτρων ή η αναγνώριση ενός συμβάντος. Παρακάτω γίνεται αναφορά στο Σχήμα 1.3, όπου στα



Σχήμα 1.3: Διάγραμμα ροής ISCC

συστήματα ISCC, το στάδιο της ανίχνευσης δεν περιορίζεται μόνο στην παρατήρηση του στόχου, αλλά επεκτείνεται και στην εξαγωγή χαμηλής διάστασης χαρακτηριστικών, σχετικών με το εκτελούμενο έργο. Τα χαρακτηριστικά αυτά μεταδίδονται στοχευμένα μέσω καναλιών επικοινωνίας που έχουν σχεδιαστεί από κοινού με τεχνικές προαντιστάθμισης (εφεξής precoding) και διαμορφώσεων δέσμης (εφεξής beamforming). Το στάδιο της υπολογιστικής επεξεργασίας ερμηνεύει τα συλλεχθέντα σήματα και λαμβάνει αποφάσεις, συνήθως με χρήση μοντέλων μηχανικής μάθησης. Ο κοινός βελτιστοποιημένος σχεδιασμός των τριών φάσεων διασφαλίζει την ελαχιστοποίηση της πλεονάζουσας πληροφορίας, τη βέλτιστη αξιοποίηση των επικοινωνιακών πόρων και τη μεγιστοποίηση της συνολικής απόδοσης του συστήματος. Με αυτό τον τρόπο, αντί να μεταδίδονται πλήρως τα πρωτογενή δεδομένα, αυτά υπόκεινται σε επεξεργασία και μετασχηματισμό στην πλευρά του edge-device, αφαιρώντας την πληροφορία που δεν είναι σχετική με την εργασία και μεταφέρονται μόνο τα απαραίτητα στατιστικά ή χαρακτηριστικά που απαιτούνται για την υλοποίηση της εφαρμογής. Η προσέγγιση αυτή μεγιστοποιεί την απόδοση ως προς την ακρίβεια του αποτελέσματος, ελαχιστοποιώντας παράλληλα την κατανάλωση πόρων όπως το εύρος ζώνης, η ενέργεια και ο χρόνος [9], [10], [11], [12].

1.3 Over-The-Air-Computation

Η ραγδαία ανάπτυξη των τεχνολογιών του Διαδικτύου των Πραγμάτων (Internet of Things, εφεξής IoT), της τεχνητής νοημοσύνης (AI) και των ασύρματων επικοινωνιών έχει οδηγήσει σε μια άνευ προηγουμένου αύξηση του όγκου των δεδομένων που παράγονται και μεταδίδονται από καταναμημένες συσκευές. Η ανάγκη για αποδοτική συλλογή, επεξεργασία και ανάλυση αυτών των δεδομένων σε πραγματικό χρόνο έχει καταστήσει τις παραδοσιακές μεθόδους μετάδοσης και υπολογισμού ανεπαρκείς, ιδίως σε περιβάλλοντα με περιορισμένους πόρους και αυστηρές απαιτήσεις καθυστέρησης. Επιπρόσθετα στα παραδοσιακά ασύρματα συστήματα, ταυτόχρονες μεταδόσεις από πολλές συσκευές στην ίδια συχνότητα αντιμετωπίζονται ως παρεμβολές (co-channel interference), απαιτώντας την ξεχωριστή και ακριβή αποκωδικοποίηση κάθε σήματος πριν από οποιαδήποτε υπολογιστική διαδικασία [1], [7], [13], [14]. Ωστόσο, η δημιουργία ευφών εφαρμογών προϋποθέτει ταχεία και αξιόπιστη

επεξεργασία των δεδομένων σε πραγματικό χρόνο, κάτι που καθιστά το παραδοσιακό μοντέλο "πρώτα η επικοινωνία και έπειτα η επεξεργασία" μη ικανοποιητικό [1].

Στο πλαίσιο αυτό, η Over-the-Air Computation (εφεξής AirComp) αναδεικνύεται ως μια υποσχόμενη τεχνική φυσικού επιπέδου, που μπορεί να μειώσει σημαντικά το επικοινωνιακό φορτίο και την καθυστέρηση, καθώς επιτρέπει την εκτέλεση υπολογιστικών λειτουργιών απευθείας κατά τη διάρκεια της μετάδοσης των δεδομένων, χωρίς την ανάγκη για ξεχωριστή αποκωδικοποίηση και επεξεργασία κάθε μεμονωμένου σήματος, ειδικά στις περιπτώσεις όπου το ζητούμενο δεν είναι η πιστή αναπαραγωγή όλων των δεδομένων, αλλά η υλοποίηση υπολογιστικών λειτουργιών όπως το άθροισμα, ο μέσος όρος ή άλλων νομογραφικών συναρτήσεων [1], [13], [15], [16], [17], [18]. Οι νομογραφικές συναρτήσεις αποτελούν μια κατηγορία πολυμεταβλητών συναρτήσεων που μπορούν να αναπαρασταθούν ως σύνθεση αθροιστικών και μονομεταβλητών συναρτήσεων. Συγκεκριμένα, μια συνάρτηση $f(x_1, x_2, \dots, x_K)$ λέγεται νομογραφική αν γράφεται στη μορφή όπως η σχέση (1.1):

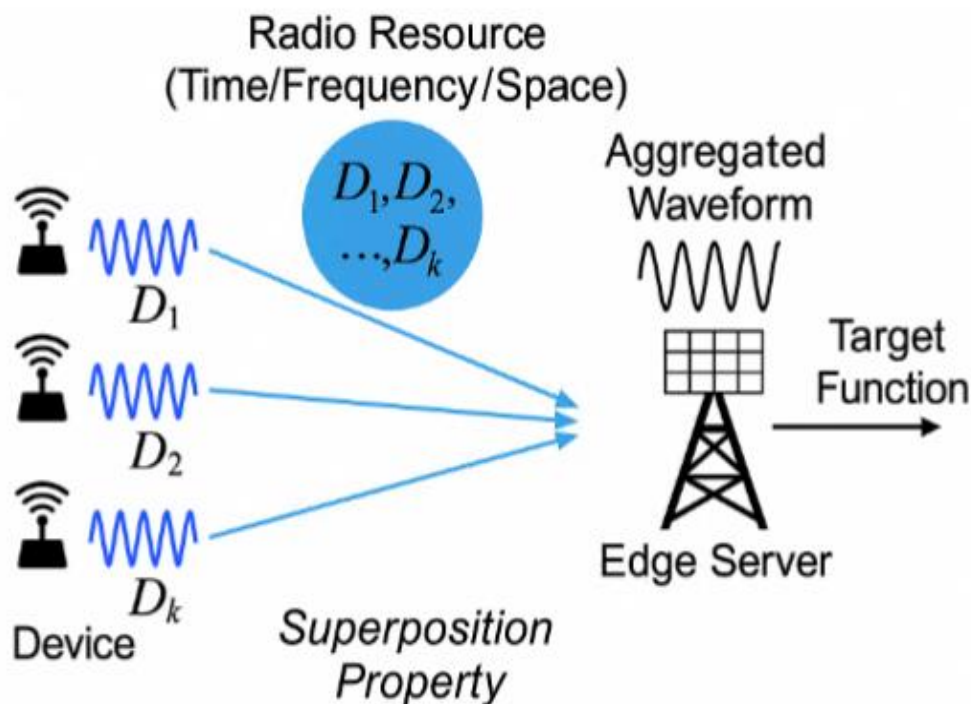
$$f(x_1, x_2, \dots, x_K) = \psi \left(\sum_{k=1}^K \phi_k(x_k) \right) \quad (1.1)$$

όπου $\phi_k(\cdot)$ είναι μονομεταβλητές συναρτήσεις για κάθε είσοδο ξεχωριστά και $\psi(\cdot)$ είναι μια τελική μονομεταβλητή συνάρτηση που εφαρμόζεται στο συνολικό άθροισμα. Αυτή η μορφή είναι ιδιαίτερα σημαντική σε τεχνικές όπως η AirComp, καθώς επιτρέπει την ταυτόχρονη εκτέλεση συλλογικών υπολογισμών (π.χ., αθροίσματα, μέσους όρους) χωρίς να απαιτείται η ανάκτηση των επιμέρους δεδομένων από κάθε συσκευή. Έτσι, οι νομογραφικές συναρτήσεις αποτελούν ένα ισχυρό εργαλείο για την υλοποίηση συνεργατικών υπολογισμών σε κατανομημένα συστήματα με περιορισμούς σε εύρος ζώνης και καθυστέρηση. Στον Πίνακα 1.2 παρακάτω, αναφέρονται ενδεικτικά κάποιες από τις νομογραφικές συναρτήσεις [13].

Πίνακας 1.2: Ενδεικτικές Νομογραφικές συναρτήσεις [13]

Name	Expression
Arithmetic Mean	$h = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K d_k$
Weighted Sum	$h = \sum_{k=1}^K \omega_k d_k$
Geometric Mean	$h = \left(\prod_{k=1}^K d_k \right)^{1/K}$
Polynomial	$h = \sum_{k=1}^K \omega_k d_k^{\beta_k}$
Euclidean Norm	$h = \sqrt{\sum_{k=1}^K d_k^2}$

Η θεμελιώδης ιδέα της AirComp εντοπίζεται στις πρώτες μελέτες υπολογιστικής επεξεργασίας σε δίκτυα αισθητήρων, όπου προτάθηκαν δομημένοι κώδικες για την αξιόπιστη εκτίμηση συναρτήσεων των συλλεγόμενων δεδομένων μέσω καναλιών πολλαπλής πρόσβασης (Multi-Access Channel, εφεξής MAC) [13], [14], [15]. Συγκεκριμένα όπως περιγράφεται και γραφικά στο Σχήμα 1.4, η AirComp, αξιοποιεί ένα θεμελιώδες φυσικό φαινόμενο των ασύρματων καναλιών πολλαπλής πρόσβασης, την υπέρθεση κυματομορφών (waveform superposition property) [1], [5], [6], [13], [14], [16], [17], [19], [20], [21], [22]. Αντί να θεωρηθεί το MAC αποκλειστικά ως ένα μέσο μετάδοσης δεδομένων υπό παρεμβολές, η AirComp αξιοποιεί το ίδιο το φυσικό κανάλι, αντιμετωπίζοντας τις παρεμβολές μεταξύ των συσκευών, που παραδοσιακά θεωρείται πρόβλημα στις ασύρματες επικοινωνίες, ως χρήσιμο εργαλείο για την υλοποίηση υπολογιστικών λειτουργιών [14], [17], [21]. Όλες οι συσκευές ενός MAC προσαρμόζουν έξυπνα τα σήματά τους, μεταδίδουν συγχρονισμένα (χωρίς χρονικό διαμοιρασμό) ταυτόχρονα στην ίδια συχνότητα (στο ίδιο φάσμα συχνοτήτων και με ακριβή χρονικό και φασικό συγχρονισμό) και κανάλι, επιτρέποντας στον δέκτη να υπολογίζει απευθείας ‘στον αέρα’, κατά τη διάρκεια της μετάδοσης, τη ζητούμενη συνάρτηση πάνω στα λαμβανόμενα σήματα μέσω της φυσικής υπέρθεσης του ασύρματου καναλιού, χωρίς την ανάγκη αποκωδικοποίησης κάθε μεμονωμένου ρεύματος δεδομένων, δημιουργώντας ένα ενιαίο σήμα που φτάνει στον δέκτη. Έτσι δεν είναι απλά ένα σχήμα επικοινωνίας, αλλά μια μέθοδος που ενσωματώνει την υπολογιστική επεξεργασία μέσα στην ίδια την διαδικασία της επικοινωνίας και σε συνδυασμό με την δυνατότητα ταυτόχρονης πρόσβασης, υπάρχει δραστική μείωση της καθυστέρησης και της επικοινωνιακής επιβάρυνσης (μείωσης συμφόρησης του δικτύου), ιδιαίτερα σε σενάρια με μεγάλο πλήθος συσκευών [1], [5], [6], [7], [13], [14], [20].



Σχήμα 1.4: Over-the-Air-Computation [21]

1.4 OFDM-based Aircomp

Έχοντας παρουσιάσει αναλυτικά τη βασική αρχιτεκτονική και τη λειτουργική αρχή της AirComp, καθίσταται σαφές ότι η επιτυχία του εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τον τρόπο με τον οποίο οι πολλαπλές συσκευές εκπέμπουν συγχρονισμένα χαρακτηριστικά (features) στο ίδιο φυσικό μέσο. Ωστόσο, όταν το δίκτυο λειτουργεί σε ευρυζωνικό (broadband) περιβάλλον και η μετάδοση μέσω ενός μόνο στενού καναλιού (narrowband) δεν επαρκεί για να αξιοποιηθεί πλήρως το διαθέσιμο φάσμα ή να επιτευχθεί υψηλή απόδοση. Σε αυτό το πλαίσιο, έρχεται να ενισχύσει τον σχεδιασμό του Aircomp η Ορθογώνια Πολυπλεξία Διαίρεσης Συχνότητας (Orthogonal Frequency Division Multiplexing, εφεξής OFDM), μια από τις πλέον διαδεδομένες τεχνολογίες πολυπλεξίας στις σύγχρονες ασύρματες επικοινωνίες [5], [21], [23]. Το OFDM είναι μια τεχνική που βασίζεται στη διαίρεση του διαθέσιμου εύρους ζώνης (bandwidth) σε πολλούς, στενούς, αμοιβαία ορθογώνιους υποφορείς (subcarriers), ήτοι σε πολλά μικρότερα υπο-κανάλια [24], [25], [26]. Κάθε υποφορέας μεταφέρει ένα τμήμα της πληροφορίας, επιτρέποντας την παράλληλη μετάδοση των δεδομένων. Οι υποφορείς τοποθετούνται με ελάχιστη απόσταση μεταξύ τους, ώστε να παραμένουν μαθηματικά ορθογώνιοι, αποφεύγοντας την αμοιβαία παρεμβολή, παρόλο που το φάσμα τους επικαλύπτεται. Ο όρος "ορθογώνιοι" σημαίνει ότι οι υποφορείς είναι σχεδιασμένοι έτσι ώστε να μην προκαλούν αλληλοπαρεμβολές (Inter-Carrier Interference, ICI), επιτρέποντας τη συμπίκνωση του φάσματος και τη βελτιστοποίηση της φασματικής απόδοσης. Το άθροισμα του φάσματος όλων των υποφορέων δημιουργεί ένα αποδοτικό σήμα, που χρησιμοποιεί το διαθέσιμο εύρος ζώνης με πολύ υψηλή απόδοση. Η τεχνολογία OFDM αποτελεί μία από τις πλέον αποτελεσματικές λύσεις για τη μετάδοση δεδομένων μέσω ασύρματων καναλιών που χαρακτηρίζονται από διάδοση πολλαπλών μονοπατιών (multipath propagation) και επιλεκτικότητα συχνότητας (frequency selectivity). Αυτά τα φαινόμενα εισάγουν σημαντικές προκλήσεις στη σχεδίαση του φυσικού επιπέδου, καθώς οδηγούν σε χρονική και φασματική διασπορά του σήματος, μειώνοντας την αξιοπιστία της επικοινωνίας. Πιο συγκεκριμένα, το φαινόμενο της διάδοσης πολλαπλών μονοπατιών προκύπτει όταν το σήμα που εκπέμπεται από τον πομπό φτάνει στον δέκτη μέσω πολλαπλών ανεξάρτητων διαδρομών λόγω ανακλάσεων, περιθλάσεων και σκέδασης από εμπόδια όπως τοίχοι, κτίρια, ή κινούμενα αντικείμενα. Κάθε μία από αυτές τις διαδρομές εισάγει διαφορετική καθυστέρηση και εξασθένηση, με αποτέλεσμα το συνολικό σήμα που λαμβάνεται να είναι ένα συνδυασμένο αντίγραφο του αρχικού σήματος με διαφορετικούς χρόνους άφιξης, γνωστό ως διάχυση στο χρόνο (time dispersion). Αυτή η χρονική διασπορά συνεπάγεται ότι το κανάλι παρουσιάζει επιλεκτικότητα ως προς τη συχνότητα, δηλαδή η απόκριση καναλιού (channel gain) διαφέρει για κάθε συχνότητα εντός του χρησιμοποιούμενου εύρους ζώνης. Ένα τέτοιο κανάλι ονομάζεται κανάλι επιλεκτικό ως προς τη συχνότητα (εφεξής frequency-selective channel) και δεν επηρεάζει όλες τις συχνότητες του σήματος το ίδιο, ήτοι η απόκριση του καναλιού διαφέρει σημαντικά ανά συχνότητα. Το αποτέλεσμα είναι ότι κάποιες συχνοτικές συνιστώσες υφίστανται εξασθένηση ή καθυστέρηση περισσότερο από άλλες, γεγονός που οδηγεί σε παραμόρφωση του σήματος. [24], [26].

Για την αντιμετώπιση αυτών των φαινομένων, η τεχνολογία OFDM διαχωρίζει το συνολικό εύρος ζώνης σε πολλούς στενούς υποφορείς (narrowband subcarriers), ο καθένας εκ των οποίων μεταφέρει ένα τμήμα του συνολικού σήματος. Η κρίσιμη ιδιότητα είναι ότι το εύρος κάθε υποφορέα σχεδιάζεται έτσι ώστε να είναι μικρότερο ή συγκρίσιμο με το συνεκτικό εύρος ζώνης (coherence bandwidth) του καναλιού. Το συνεκτικό εύρος ζώνης είναι το μέτρο του εύρους συχνοτήτων εντός του οποίου το κανάλι μπορεί να θεωρηθεί σχεδόν επίπεδο, δηλαδή να παρουσιάζει σταθερή απόκριση χωρίς σημαντικές διακυμάνσεις. Όταν ένας υποφορέας έχει πλάτος μικρότερο από το συνεκτικό εύρος ζώνης, τότε το κανάλι μπορεί να θεωρηθεί ότι έχει ομοιόμορφη εξασθένηση (flat fading) σε εκείνον τον υποφορέα. Σε ομοιόμορφη εξασθένηση υποκανάλια, το σήμα επηρεάζεται μόνο από μία σύνθετη απόσβεση

(amplitude and phase), και όχι από παραμορφώσεις ή διάχυση, γεγονός που απλοποιεί σημαντικά την ισοστάθμιση (equalization) και την εκτίμηση του καναλιού. Με αυτόν τον τρόπο, το OFDM μετασχηματίζει ένα σύνθετο, frequency-selective κανάλι σε ένα σύνολο ισοδύναμων ομοιόμορφης εξασθένισης υποκαναλιών, καθένα από τα οποία μπορεί να αντιμετωπιστεί ξεχωριστά με πολύ απλούστερες τεχνικές επεξεργασίας σήματος. Τα κανάλια αυτά χαρακτηρίζονται από καθυστέρηση διάδοσης ή περιορισμένο εύρος συνοχής (coherence bandwidth). Αν το εύρος συνοχής είναι μικρό, το κανάλι είναι frequency selective. Αν το διάστημα μεταξύ υποφορέων επιλεγεί σωστά, το OFDM μπορεί να διασπάσει ένα frequency selective κανάλι σε πολλά ομοιόμορφης εξασθένισης υποκανάλια. Αυτό διευκολύνει τη χρήση τεχνικών που είναι σχεδιασμένες για ομοιόμορφη εξασθένιση σε κάθε υποφορέα ξεχωριστά. [24], [26]. Αυτό μειώνει σημαντικά την υπολογιστική πολυπλοκότητα του δέκτη και βελτιώνει τη φασματική απόδοση. Επιπλέον, η βελτιστοποίηση της απόστασης μεταξύ των υποφορέων, δηλαδή η επιλογή της κατάλληλης συχνοτικής απόστασης ώστε οι υποφορείς να παραμένουν ορθογώνιοι (orthogonal) και να μην αλληλεπιδρούν μεταξύ τους, σε συνδυασμό με το συνεκτικό εύρος ζώνης, επιτρέπει τη μέγιστη αξιοποίηση του διαθέσιμου φάσματος. Αν οι υποφορείς τοποθετηθούν πολύ κοντά, υπάρχει κίνδυνος παρεμβολής μεταξύ υποφορέων (inter-carrier interference), ενώ αν τοποθετηθούν πολύ μακριά, το φάσμα δεν αξιοποιείται πλήρως. Συνεπώς, υπάρχει ένα σημείο βέλτιστης σχεδίασης, όπου η απόσταση μεταξύ υποφορέων εξισορροπεί την ανάγκη για ορθογωνικότητα και πλήρη αξιοποίηση του καναλιού [24], [26].

Καταληκτικά, το OFDM επιτρέπει την αποδοτική και αξιόπιστη μετάδοση δεδομένων σε σύνθετα ασύρματα περιβάλλοντα με ισχυρή διάδοση πολλαπλών μονοπατιών και επιλεκτικότητα συχνότητας, μετασχηματίζοντας ένα δύσκολο προς διαχείριση κανάλι σε ένα σύνολο σχεδόν ιδανικών υποκαναλιών, προσφέροντας ευελιξία σχεδίασης, υψηλή φασματική αποδοτικότητα και μειωμένη υπολογιστική επιβάρυνση [24], [26]. Διασπά το ευρυζωνικό κανάλι σε πολλούς στενούς και αμοιβαία ορθογώνιους υποφορείς (subcarriers), επιτρέποντας τη μετάδοση πολλαπλών διαστάσεων χαρακτηριστικών σε παράλληλα κανάλια με ελάχιστη παρεμβολή. Έτσι, κάθε διάσταση του τοπικού διανύσματος χαρακτηριστικών (feature vector) μιας συσκευής μπορεί να χαρτογραφηθεί σε έναν διαφορετικό υποφορέα. Η ενσωμάτωση του OFDM στο AirComp επιτρέπει την παράλληλη υπέρθεση χαρακτηριστικών από πολλές συσκευές ανά υποφορέα, διατηρώντας τη βασική ιδιότητα της συνυπολογιστικής (computational) υπέρθεσης που προσφέρει το AirComp [5], [27], [28]. Αυτό οδηγεί στην έννοια του Broadband (OFDM-based) AirComp, όπου το άθροισμα γίνεται "υποφορέα-προς-υποφορέα" αντί σε μια μόνο στενή ζώνη.

Συνεπώς, η αξιοποίηση του OFDM ενισχύει την αποδοτικότητα και την κλίμακα του AirComp, ειδικά όταν απαιτείται η συλλογή και συνδυασμός χαρακτηριστικών μεγάλων διαστάσεων από πολυάριθμες συσκευές σε περιβάλλοντα με πολύπλοκα κανάλια. Η ενσωμάτωση OFDM στο AirComp δεν αποτελεί μόνο μια τεχνική βελτίωσης φασματικής απόδοσης. Μειώνει τον υπολογιστικό φόρτο ανά υποφορέα, καθιστώντας το σύστημα ευέλικτο και επεκτάσιμο σε πολλαπλές συσκευές και εφαρμογές ISCC, όπως επίσης γεγονός ότι υφιστάμενες υποδομές και πρότυπα βασίζονται στο OFDM (όπως 5G και Wi-Fi), διευκολύνουν τη μετάβαση της τεχνολογίας AirComp σε πραγματικά συστήματα.

1.5 Περιπτώσεις Χρήσης

Στη συνέχεια παρατίθενται πέντε (5) ενδεικτικές περιπτώσεις εφαρμογής του σχήματος ISCC, αναδεικνύοντας τη λειτουργική του ευελιξία. Η οπτική απεικόνιση των εφαρμογών αυτών παρουσιάζεται στα Σχήματα 1.5, 1.6 και 1.7.

1.5.1 Ανίχνευση Περιβαλλοντικών Μεταβλητών σε Πραγματικό Χρόνο

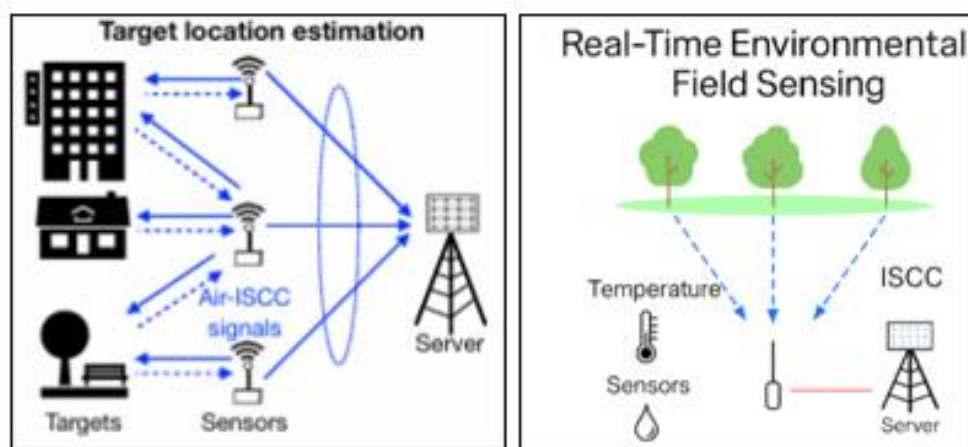
Η ραγδαία ανάπτυξη των τεχνολογιών Διαδικτύου των Πραγμάτων (IoT) έχει επιτρέψει τη σύνδεση τεράστιου αριθμού έξυπνων συσκευών με δίκτυα επικοινωνίας, υποστηρίζοντας ένα πλήθος εφαρμογών που βασίζονται σε κατανεμημένη αίσθηση (sensing) και ασύρματο έλεγχο. Στο πλαίσιο αυτό, μεγάλος όγκος δεδομένων απαιτείται να συγκεντρώνεται έγκαιρα, ώστε να είναι δυνατή η άμεση επεξεργασία και ανατροφοδότηση. Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι η εκτίμηση της μέσης θερμοκρασίας ή υγρασίας μιας γεωγραφικής περιοχής για περιβαλλοντική παρακολούθηση. Σε τέτοια σενάρια, δεν ενδιαφέρει απαραίτητα η συγκέντρωση κάθε μεμονωμένης μετρήσεως, αλλά η συλλογική συνάρτηση των τιμών αυτών, όπως ο μέσος όρος ή η συνολική μεταβολή. Αυτό το μοντέλο ευθυγραμμίζεται απόλυτα με τη φιλοσοφία του AirComp, το οποίο επιτρέπει τον άμεσο υπολογισμό συναρτήσεων μέσω φυσικής υπέρθεσης σημάτων στον αέρα. Με το AirComp, όλοι οι αισθητήρες μπορούν να εκπέμπουν ταυτόχρονα και συντονισμένα, και το επιθυμητό συνολικό μέγεθος προκύπτει απευθείας στο φυσικό επίπεδο, χωρίς ανάγκη συλλογής και αποκωδικοποίησης μεμονωμένων δεδομένων. Η ίδια η αρχιτεκτονική των ασύρματων αισθητηριακών δικτύων μπορεί να ενισχύσει περαιτέρω την αποδοτικότητα του AirComp. Για παράδειγμα, σε περιβάλλοντα με σταθερές θέσεις κόμβων και ήπια μεταβαλλόμενες συνθήκες καναλιού, η συσχέτιση μεταξύ καναλιών μπορεί να αξιοποιηθεί για τον περιορισμό του σφάλματος υπέρθεσης και τη βελτίωση της ακρίβειας [17].

1.5.2 Εκτίμηση Θέσης Στόχου

Η εκτίμηση της θέσης στόχου αποτελεί μία από τις βασικές λειτουργίες σε σύγχρονα συστήματα εντοπισμού και παρακολούθησης. Σε παραδοσιακές προσεγγίσεις, η επεξεργασία βασίζεται στη μεμονωμένη λήψη δεδομένων από κάθε συσκευή και στην αποστολή τους σε έναν κεντρικό επεξεργαστή, γεγονός που οδηγεί σε αυξημένο φορτίο μετάδοσης και καθυστέρηση. Η αρχιτεκτονική ISCC αξιοποιείται για την εκτίμηση της θέσης ενός στόχου, μέσω συνεργατικής λειτουργίας κατανεμημένων IoT συσκευών. Κάθε συσκευή εκτιμά τη σχετική απόσταση και γωνία του στόχου με βάση τα ανακλώμενα σήματα των συσκευών ραντάρ και τη δική της γνωστή θέση [29].

1.5.3 Έξυπνη Βιομηχανία και Ευέλικτη Παραγωγή

Η μετάβαση προς μια κοινωνία με έξυπνες, αυτοματοποιημένες και δικτυωμένες εφαρμογές σε κρίσιμους τομείς όπως η παραγωγή, έχει καταστήσει αναγκαία την εξέλιξη των επικοινωνιών. Οι

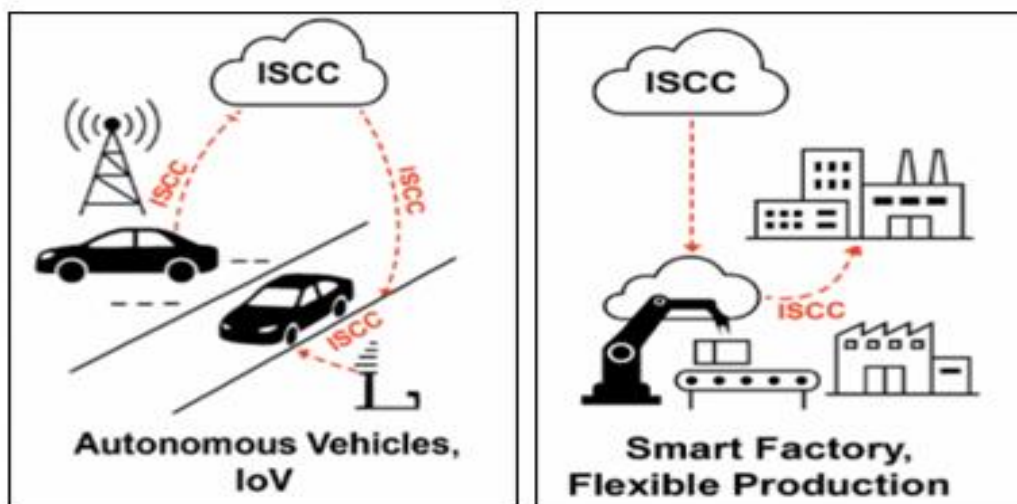


Σχήμα 1.5: Εκτίμηση Θέσης Στόχου και Ανίχνευση Περιβαλλοντικών Μεταβλητών

συγγραφείς των [30] προτείνουν ένα πλαίσιο ISCC για δίκτυα έξυπνων μηχανών, με στόχο την υποστήριξη εφαρμογών όπως η ευέλικτη παραγωγή. Σε αυτό το δίκτυο συμμετέχουν αυτόνομα βιομηχανικά υποσυστήματα, όπως κινούμενα ρομπότ, αυτόνομα οχήματα και άλλες ευφυείς μηχανές, που καλούνται να συνεργαστούν αποδοτικά και να ανταποκρίνονται δυναμικά στις μεταβαλλόμενες συνθήκες της γραμμής παραγωγής. Το πλαίσιο ISCC ενσωματώνει τις λειτουργίες επικοινωνίας, αίσθησης και υπολογισμού, επιτρέποντας την ανταλλαγή πληροφοριών σε πραγματικό χρόνο και την προσαρμογή σε δυναμικά περιβάλλοντα παραγωγής, μειώνοντας την καθυστέρηση και βελτιώνοντας την αξιοπιστία των συστημάτων ελέγχου. Στο Σχήμα 1.6, αποτυπώνεται η αλληλεπίδραση μεταξύ IoT μηχανών, αισθητήρων και edge/cloud υποδομών, εντός ενός βιομηχανικού περιβάλλοντος.

1.5.4 Αυτόνομα Οχήματα και Δίκτυα Οχημάτων

Καθώς η τεχνολογική πρόοδος οδηγεί προς το νέο οικοσύστημα της έκτης γενιάς κινητών επικοινωνιών (6G), καθίσταται φανερό ότι οι υπάρχουσες υποδομές του Internet of Vehicles (εφεξής IoV) παρουσιάζουν σοβαρούς περιορισμούς όσον αφορά την επεξεργαστική ισχύ και την ευελιξία πόρων. Οι σημερινές αρχιτεκτονικές του IoV αδυνατούν να ανταποκριθούν στις αυξημένες απαιτήσεις που επιβάλλει το 6G. Για την υπέρβαση αυτών των εμποδίων, ο στρατηγικός σχεδιασμός του IoV για το 6G προσανατολίζεται στην πλήρη ενσωμάτωση ενός συστήματος ISCC, ως βασικό υπόβαθρο για την τεχνολογική εξέλιξη. Στην εργασίες [29], [31] και [32] εξετάζεται η εφαρμογή του ISCC σε δίκτυα οχημάτων IoV. Η ενσωμάτωση sensing, επικοινωνίας και υπολογισμού επιτρέπει στα αυτόνομα οχήματα να ανταλλάσσουν πληροφορίες σε πραγματικό χρόνο, βελτιώνοντας την ασφάλεια και την αποδοτικότητα της κυκλοφορίας. Η βασική καινοτομία έγκειται στη λειτουργική συνένωση (functional-level fusion) των ετερογενών πληροφοριών αίσθησης που προέρχονται από πολλαπλά οχήματα και σταθερούς κόμβους στο οδικό δίκτυο. Μέσω των δυνατοτήτων της υπολογιστικής επικοινωνίας, επιτυγχάνεται συγκεντρωτική και αποδοτική μεταφορά δεδομένων από διάφορους κόμβους στο δίκτυο, όπως οχήματα, κάμερες ή αισθητήρες επί της οδού, προς κεντρικά ή καταναμημένα σημεία επεξεργασίας. Όπως φαίνεται στο Σχήμα 1.6, η χρήση ISCC επιτρέπει αλληλεπίδραση μεταξύ οχημάτων και σταθερών κόμβων.



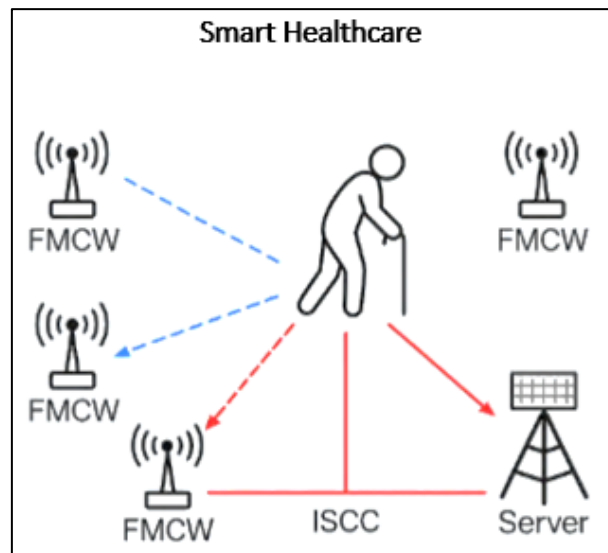
Σχήμα 1.6: Αυτόνομα Οχήματα και Έξυπνη Βιομηχανία

1.5.5 Έξυπνη υγειονομική περίθαλψη

Η πτώση αποτελεί έναν από τους σοβαρότερους κινδύνους υγείας για άτομα άνω των 65 ετών. Η έγκαιρη ανίχνευση τέτοιων συμβάντων μπορεί να μειώσει δραστικά τις πιθανότητες σοβαρού τραυματισμού ή καθυστερημένης φροντίδας. Δεδομένου ότι η πλειοψηφία των πτώσεων συμβαίνει σε κατοικίες και ο αριθμός των ηλικιωμένων που ζουν μόνοι αυξάνεται, η ανάπτυξη συστημάτων συνεχούς παρακολούθησης πτώσεων εντός εσωτερικών χώρων αποκτά μεγάλη σημασία. Σε αυτό το πλαίσιο, τα ραντάρ τεχνολογίας Συνεχούς Κυματομορφής με Διαμόρφωση Συχνότητας (Frequency-Modulated Continuous Wave FMCW) αναδεικνύονται ως πολλά υποσχόμενη λύση, καθώς προσφέρουν υψηλή ακρίβεια σε εύρος, λειτουργούν με χαμηλή ισχύ εκπομπής, και είναι κοινωνικά αποδεκτά λόγω του ανώνυμου και μη παρεμβατικού χαρακτήρα τους. Ωστόσο, η απλή χρήση ραντάρ δεν αρκεί για να υποστηρίξει κλιμακούμενες, ευφυείς λύσεις σε πραγματικό χρόνο. Εδώ έρχεται να ενισχύσει το μοντέλο το πλαίσιο ISCC. Μέσω της ενοποίησης της αίσθησης, της επικοινωνίας και του καταναμημένου υπολογισμού, το ISCC επιτρέπει την υλοποίηση έξυπνης, ιδιωτικής και μη παρεμβατικής παρακολούθησης σε κατοικίες, κλινικές, οίκους ευγηρίας ή εγκαταστάσεις υποστηριζόμενης διαβίωσης [1], [22], [33].

1.6 Επισκόπηση του Συστήματος

Στο πλαίσιο αυτής της εργασίας, υιοθετείται σε μεγάλο βαθμό η προσέγγιση που περιγράφεται στο [5], καθώς υλοποιείται ένα πολλαπλών συσκευών σύστημα ISCC το οποίο έχει σχεδιαστεί ώστε να υποστηρίζει συνεργατική εκτίμηση (co-inference) μεταξύ συσκευών άκρου (edge-devices) και ενός σέρβερ άκρου (edge-server). Το προτεινόμενο σύστημα επιτρέπει σε πλήθος απομακρυσμένων συσκευών να αισθάνονται/ανιχνεύουν, να επικοινωνούν και να υπολογίζουν σε ένα ενιαίο πλαίσιο, γεγονός που μειώνει την ανάγκη για κεντροποιημένη επεξεργασία και μεταφορά δεδομένων μεγάλης κλίμακας. Σε κάθε συσκευή του συστήματος έχει ενσωματωθεί ένας μονής κεραίας πομποδέκτης (single-antenna transceiver), ο οποίος υποστηρίζει ταυτόχρονα λειτουργία sensing, καθώς και λειτουργία επικοινωνίας, μέσω μιας διπλής λειτουργίας ραντάρ-επικοινωνίας (Dual-Functional Radar-Communication, εφεξής DFRC) τεχνολογίας. Η DFRC τεχνολογία επιτρέπει την ταυτόχρονη εκμετάλλευση των ίδιων υλικών πόρων (κεραία, φάσμα, ενέργεια) τόσο για τον εντοπισμό και ανίχνευση στόχων μέσω ραντάρ, όσο και για την ασύρματη επικοινωνία δεδομένων με τον edge server, μειώνοντας το κόστος και την πολυπλοκότητα του συστήματος. Η διαδικασία συλλογής δεδομένων πραγματοποιείται με την εκπομπή σημάτων FMCW από κάθε συσκευή. Τα FMCW σήματα είναι σήματα συνεχούς κύματος (continuous wave), στα οποία η συχνότητα μεταβάλλεται γραμμικά με τον χρόνο (γνωστή και ως chirp). Η δομή αυτών των σημάτων τα καθιστά ιδιαίτερα κατάλληλα για την ακριβή εκτίμηση απόστασης και ταχύτητας, με εφαρμογές σε ραντάρ και ανίχνευση στόχων. Στην προτεινόμενη αρχιτεκτονική, κάθε συσκευή εκπέμπει FMCW σήματα σε ορθογώνιες (μη επικαλυπτόμενες) συχνотικές ζώνες, εξασφαλίζοντας ότι οι ταυτόχρονες εκπομπές πολλαπλών συσκευών δεν παρεμβάλλονται μεταξύ τους. Με αυτόν τον τρόπο, όλες οι συσκευές ανιχνεύουν το ίδιο ευρύ πεδίο ενδιαφέροντος (wide view of the source target) και συλλέγουν ομοιογενή ακατέργαστα δεδομένα (homogeneous raw sensory data). Στη συνέχεια στα δεδομένα αυτά, εφαρμόζεται τεχνική γραμμικού φιλτραρίσματος βασισμένη στην Αποσύνθεση Ιδιάζουσων Τιμών (Singular Value Decomposition, εφεξής SVD) για την ακύρωση του ανεπιθύμητου θορύβου (clutter cancellation). Η SVD αποτελεί μια μαθηματική τεχνική αποσύνθεσης πίνακα, η οποία διαχωρίζει ένα σήμα ή ένα σύνολο δεδομένων σε τρία βασικά συστατικά (U , Σ , V^T), επιτρέποντας την απομόνωση των κυρίαρχων πληροφοριών από τον θόρυβο ή την παρεμβολή. Στο προτεινόμενο σύστημα, η SVD αξιοποιείται για



Σχήμα 1.7: Έξυπνη υγειονομική περίθαλψη

να μειώσει την επίδραση στατικού ή ανεπιθύμητου θορύβου περιβάλλοντος (clutter), διατηρώντας μόνο τις χρήσιμες πληροφορίες που σχετίζονται με τον στόχο της ανίχνευσης. Μετά την αποθρομβοποίηση, εφαρμόζεται επεξεργασία των σημάτων, καθώς και διαδικασία Γραμμικής Ανάλυσης Διαχωρισμού Κατηγοριών (Linear Discriminant Analysis, εφεξής LDA) σε κάθε συσκευή. Η LDA είναι μια επιβλεπόμενη τεχνική μείωσης διάστασης που στοχεύει στη μεγιστοποίηση της διαχωρισιμότητας μεταξύ διαφορετικών κατηγοριών, ελαχιστοποιώντας ταυτόχρονα τη διασπορά εντός κάθε κατηγορίας. Σε αντίθεση με μεθόδους όπως η Principal Component Analysis (PCA) που βασίζεται μόνο στη στατιστική διασπορά χωρίς να λαμβάνει υπόψη τις ετικέτες, η LDA αξιοποιεί τις πληροφορίες των κατηγοριών για να διατηρήσει εκείνα τα χαρακτηριστικά που είναι περισσότερο διακριτά. Με αυτόν τον τρόπο, εξάγεται από κάθε συσκευή ένα χαμηλής διάστασης τοπικό διάνυσμα χαρακτηριστικών, το οποίο περιέχει τη μέγιστη δυνατή πληροφορία για τη διάκριση μεταξύ των προκαθορισμένων κατηγοριών του εκάστοτε έργου αναγνώρισης ή ταξινόμησης. Μετά τη εξαγωγή των τοπικών διανυσμάτων χαρακτηριστικών σε κάθε συσκευή, ακολουθεί το κρίσιμο στάδιο μετάδοσης και της συλλογικής συγχώνευσης (aggregation) στον edge server. Η διαδικασία αυτή υλοποιείται με την τεχνική του Over-the-Air Computation (AirComp), μια μέθοδο που όπως περιγράφηκε και παραπάνω, εκμεταλλεύεται τον φυσικό συγχρονισμό σημάτων στον αέρα (waveform superposition) για να εκτελέσει υπολογισμούς απευθείας στο πεδίο μετάδοσης, χωρίς να απαιτείται η αποκωδικοποίηση κάθε μεμονωμένου μηνύματος. Συγκεκριμένα, όλες οι συσκευές εκπέμπουν ταυτόχρονα το ίδιο στοιχείο του τοπικού διανύσματος χαρακτηριστικών (π.χ. την ίδια διάσταση m) πάνω στο ίδιο συχνοτικό κανάλι, αξιοποιώντας την αρχή της ταυτόχρονης μετάδοσης για να παράγουν συλλογικά ένα σταθμισμένο άθροισμα των τοπικών τιμών απευθείας στον server. Αυτό το χαρακτηριστικό του AirComp οδηγεί σε σημαντική αύξηση της αποδοτικότητας, αφού μειώνει δραστικά τον αριθμό των χρονικών διαστημάτων ή καναλιών που απαιτούνται για τη μεταφορά ολόκληρων διανυσμάτων από κάθε συσκευή. Για τη μαζική ταυτόχρονη μετάδοση όλων των διαστάσεων του διανύσματος χαρακτηριστικών, η αρχιτεκτονική βασίζεται σε ένα ευρυζωνικό κανάλι τύπου OFDM. Κάθε διάσταση του διανύσματος αντιστοιχεί σε έναν ξεχωριστό υποφορέα (subcarrier) του OFDM σήματος, επιτρέποντας την παράλληλη μετάδοση όλων των χαρακτηριστικών σε ένα συγκεκριμένο χρονικό διάστημα. Έτσι, η συγχώνευση όλων των στοιχείων πραγματοποιείται ταυτόχρονα και αποδοτικά.

Επιπρόσθετα το σύστημα αναλαμβάνει τον σχεδιασμό αλλά και τη βελτιστοποίηση των precoders και beamformers, καθώς και έλεγχο ισχύος (power control) και κατανάλωσης ενέργειας για κάθε συσκευή

και υποφορέα ξεχωριστά, με στόχο τη βελτιστοποίηση του συντελεστή υπέρθεσης και τη συμμόρφωση στους ενεργειακούς περιορισμούς των συσκευών. Η τελική εκτίμηση του παγκόσμιου διανύσματος χαρακτηριστικών στον server εξάγεται μέσω beamforming ανά υποφορέα. Στη συνέχεια, εφαρμόζεται η τεχνική Ανάλυσης Μεταφερόμενων Συνιστωσών (Transfer Component Analysis, εφεξής TCA), η οποία προβάλλει τα δεδομένα σε έναν κοινό υπόχωρο κατανομών μεταξύ πηγής και στόχου, μειώνοντας τη διασπορά μεταξύ των domains. Το τελικό προβεβλημένο διάνυσμα εισάγεται στα μοντέλα μηχανικής μάθησης για την εκτέλεση της πρόβλεψης.

Συγκεκριμένα για τη βελτιστοποίηση της ακρίβειας, της αποδοτικότητας, αλλά και του ενεργειακού αποτυπώματος της όλης διαδικασίας, σχεδιάζεται ένα συνδυαστικό πρόβλημα βελτιστοποίησης, το οποίο περιλαμβάνει:

- Κατανομή ισχύος εκπομπής (Transmit Power Assignment), ώστε να εξασφαλίζεται ότι κάθε συσκευή εκπέμπει εντός επιτρεπτών ενεργειακών ορίων, μειώνοντας έτσι την κατανάλωση ενέργειας και επιμηκύνοντας τον χρόνο ζωής των συσκευών.
- Σχεδίαση και βελτιστοποίηση των precoders μετάδοσης (Transmit Precoding), που εξασφαλίζουν ότι το σήμα που μεταδίδεται ενισχύεται με τρόπο συμβατό με τα ενεργειακά και ποιοτικά κριτήρια της μετάδοσης.
- Σχεδίαση και βελτιστοποίηση των beamformers στον server (Receive Beamforming) για την ενίσχυση του επιθυμητού σήματος και τη μείωση της παρεμβολής και του θορύβου, μεγιστοποιώντας τη διακριτική ικανότητα του συστήματος.

Η παραπάνω στρατηγική ελέγχει και περιορίζει τη συνολική κατανάλωση ενέργειας ανά συσκευή, ώστε το σύστημα να παραμένει βιώσιμο και αποδοτικό σε καταστάσεις πραγματικού χρόνου, όπως απαιτείται σε σενάρια συλλογικής υπολογιστικής επεξεργασίας μέσω AirComp. Η αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος χαρακτηρίζεται από την αλληλεξάρτηση μεταξύ συλλογής των δεδομένων και επικοινωνίας μέσω AirComp, καθώς και την ταυτόχρονη βελτιστοποίηση όλων των επιμέρους παραγόντων.

Για την αποτελεσματική διαχείριση αυτών των προκλήσεων, η προτεινόμενη αρχιτεκτονική εισάγει ένα ISCC σχήμα, που συνδυάζει όλα τα παραπάνω για την υποστήριξη αποδοτικών συλλογικών υπολογισμών στο άκρο του δικτύου. Στα σύγχρονα δίκτυα έξυπνων συσκευών, όπως οι εφαρμογές έξυπνων πόλεων, αυτόνομης οδήγησης και βιομηχανικού Internet of Things (IoT), αναδύεται η ανάγκη για άμεση και αποδοτική επεξεργασία δεδομένων από πολλαπλές ετερογενείς συσκευές με περιορισμένους υπολογιστικούς και ενεργειακούς πόρους. Οι τεχνολογίες ISCC φιλοδοξούν να καλύψουν αυτήν την ανάγκη, παρέχοντας μια ενιαία πλατφόρμα συλλογικής αντίληψης, επικοινωνίας και υπολογιστικής επεξεργασίας. Ωστόσο, η πρακτική υλοποίηση ενός τέτοιου ολοκληρωμένου συστήματος απαιτεί την επίλυση σημαντικών προκλήσεων, όπως:

- Η αξιόπιστη συνδυαστική επεξεργασία δεδομένων από πολλαπλές συσκευές με διαφορετικές παρεμβολές και κανάλια επικοινωνίας.
- Η βελτίωση της ενεργειακής αποδοτικότητας, ώστε να διασφαλιστεί ότι οι συσκευές λειτουργούν εντός ενεργειακών ορίων χωρίς να υποβαθμίζεται η ποιότητα της συλλογικής εκτίμησης.
- Η μείωση της καθυστέρησης (latency) μέσω άμεσης αθροιστικής επεξεργασίας over-the-air (AirComp).

Το προτεινόμενο σύστημα συνδυάζει με απόλυτη συνέργεια sensing, επικοινωνία και υπολογισμό, επιτυγχάνοντας χαμηλό latency, ενεργειακή αποδοτικότητα και φασματική βελτιστοποίηση, καθιστώντας το κατάλληλο για σύγχρονες εφαρμογές που απαιτούν ταυτόχρονη και αποδοτική συνεπεξεργασία σε καταναμημένα δίκτυα.

1.7 Στόχοι και Συμβολή της Διπλωματικής Εργασίας

Η παρούσα διπλωματική εργασία επικεντρώνεται στον σχεδιασμό και την αξιολόγηση ενός τέτοιου καινοτόμου πλαισίου ολοκληρωμένης ανίχνευσης, επικοινωνίας και υπολογισμού (ISCC) για την υποστήριξη συνεργατικής εκτίμησης και επεξεργασίας μεταξύ κατανεμημένων συσκευών και κεντρικού εξυπηρετητή. Στόχος είναι να εξεταστεί πώς μπορούν να συνδυαστούν τεχνικές όπως η ανίχνευση με FMCW συσκευές ραντάρ, η τοπική επεξεργασία και εξαγωγή χαρακτηριστικών μέσω SVD και LDA, και η ευφυής αθροιστική μετάδοση μέσω AirComp πάνω από ευρυζωνικά κανάλια με πολλαπλούς υποφορείς (OFDM), ώστε να επιτευχθεί αποτελεσματική ταυτόχρονη μετάδοση και υπολογισμός χαρακτηριστικών στο άκρο. Κεντρική συμβολή της εργασίας αποτελεί η προσομοίωση και αξιολόγηση ενός ρεαλιστικού AirComp πλαισίου με frequency-selective κανάλι, εφαρμογή precoding, beamforming και διαχείριση ισχύος, το οποίο επιτρέπει σε πολλαπλές συσκευές να μεταδίδουν ταυτόχρονα αντίστοιχες διαστάσεις χαρακτηριστικών μέσω ορθογώνιων υποφορέων. Επιπλέον, εξετάζεται ο ρόλος της προκαταρκτικής εξαγωγής χαρακτηριστικών ανά συσκευή, καθώς και η επίδραση της ανισότητας στις τοπικές στατιστικές καναλιών και δεδομένων, ενώ ενσωματώνεται ένας μηχανισμός ελέγχου ενεργειακής κατανάλωσης ώστε να εξασφαλίζεται η συμμόρφωση με ενεργειακούς περιορισμούς ανά συσκευή. Τέλος, αξιολογούνται διάφορες τεχνικές ευθυγράμμισης των χαρακτηριστικών μετά τη μετάδοση με στόχο τη μείωση της ασυμφωνίας των στατιστικών κατανομών μεταξύ των aggregated δεδομένων των συσκευών και των δεδομένων του κεντρικού μοντέλου, γεγονός που ενισχύει την ακρίβεια της συνεργατικής εκτίμησης. Η συνολική μελέτη αποσκοπεί να αναδείξει πώς το προτεινόμενο σύστημα μπορεί να πετύχει υψηλή επικοινωνιακή και υπολογιστική αποδοτικότητα, χαμηλή καθυστέρηση και μειωμένη ενεργειακή επιβάρυνση για κάθε συσκευή, παρέχοντας μια πλήρως ενσωματωμένη λύση για σύγχρονες εφαρμογές.

Η αξιολόγηση του προτεινόμενου πλαισίου πραγματοποιείται μέσω εκτεταμένων προσομοιώσεων που αφορούν ένα ρεαλιστικό σενάριο αναγνώρισης ανθρώπινης δραστηριότητας με πολλαπλές συνεργαζόμενες συσκευές. Η απόδοση του συστήματος αξιολογείται στον εξυπηρετητή άκρου, όπου τα αθροισμένα χαρακτηριστικά που προκύπτουν από τη διαδικασία AirComp υποβάλλονται σε περαιτέρω ανάλυση και ταξινόμηση μέσω επιβλεπόμενων μοντέλων μηχανικής μάθησης. Ειδικότερα, αξιοποιούνται τέσσερις διαφορετικές κατηγορίες ταξινομητών, περιλαμβανομένων του Support Vector Machine (SVM), του Multilayer Perceptron (MLP), της Logistic Regression και της Ridge Classifier. Η ακρίβεια κατηγοριοποίησης που επιτυγχάνεται μέσω αυτών των μοντέλων, χρησιμοποιείται ως κύριος δείκτης απόδοσης του συνολικού πλαισίου. Τα πειραματικά αποτελέσματα δείχνουν ότι το προτεινόμενο σύστημα επιτυγχάνει σταθερή και αξιόπιστη αναγνώριση σε όλα τα μοντέλα, επαληθεύοντας την αποτελεσματικότητα του συνδυασμού ανίχνευσης, συλλογικής μετάδοσης μέσω AirComp και κεντρικής επεξεργασίας μέσω μηχανικής μάθησης, αναδεικνύοντας την πρακτική συνεισφορά του προτεινόμενου πλαισίου στο πεδίο του ISCC.

1.8 Σύνοψη Περιεχομένων – Δομή Εργασίας

Η παρούσα εργασία δομείται σε επτά κύριες ενότητες, οι οποίες καλύπτουν τη θεωρητική θεμελίωση, τη μεθοδολογία υλοποίησης, τη μαθηματική διατύπωση και βελτιστοποίηση κρίσιμων παραμέτρων, την αξιολόγηση μέσω προσομοιώσεων, καθώς και τις προκλήσεις που αναδείχθηκαν και τα τελικά συμπεράσματα.

Στη δεύτερη ενότητα, παρουσιάζεται αναλυτικά το προτεινόμενο μοντέλο συστήματος, το οποίο ενσωματώνει την πλήρη αλυσίδα επεξεργασίας, από το κανάλι επικοινωνίας έως την παραγωγή του τελικού αποτελέσματος. Αρχικά περιγράφεται το δίκτυο πολλαπλών συσκευών και το κανάλι επικοινωνίας, ενώ στη συνέχεια αναλύεται το σήμα αισθητηριακής ανίχνευσης και το Υβριδικό

Αυτοπαλίνδρομο Μοντέλο Βασισμένο σε Βασικές Μεμονωμένες Μονάδες (Primitive Based Autoregressive Hybrid Model, εφεξής PBAH) που χρησιμοποιείται για τη μοντελοποίηση της ανθρώπινης κίνησης. Ακολουθεί η διαδικασία εξαγωγής χαρακτηριστικών από τα συλλεχθέντα δεδομένα μέσω SVD, συμπίεσης διαστάσεων, μετατροπής σε πραγματικό διανυσματικό χώρο και προβολής των δεδομένων στον υποχώρο που προκύπτει μέσω της εφαρμογής της LDA. Στη συνέχεια, περιγράφεται το προτεινόμενο σχήμα AirComp,

Στην τρίτη ενότητα περιλαμβάνεται η βελτιστοποίηση του προτεινόμενου σχήματος AirComp, το οποίο ενσωματώνει κρίσιμες συνιστώσες που αφορούν την μαθηματική διατύπωση και βελτιστοποίηση του precoding για την προ-αντιστάθμιση του καναλιού, την μαθηματική διατύπωση, βελτιστοποίηση και διαμόρφωση του beamforming στο επίπεδο του δέκτη, την μαθηματική διατύπωση του καναλιού μετάδοσης αλλά και της περίπτωσης της Ατελούς Γνώσης της Κατάστασης του Καναλιού, καθώς επίσης και τη διαχείριση ισχύος μετάδοσης με περιορισμούς ενέργειας σε επίπεδο συσκευής.

Στην τέταρτη ενότητα, παρουσιάζονται τα βήματα του μετα-επεξεργαστικού σταδίου (post-processing), το οποίο εφαρμόζεται στο τελικό aggregated διάνυσμα χαρακτηριστικών, περιλαμβάνοντας:

- Τη εφαρμογή της μεθόδου Transfer Component Analysis (TCA) για ευθυγράμμιση των κατανομών των δύο συνόλων (εκπαίδευσης και δοκιμής).
- Την εφαρμογή μοντέλων μηχανικής μάθησης, όπως:
 - Support Vector Machines (SVM)
 - Multilayer Perceptron (MLP)
 - Logistic Regression
 - Ridge Classifier

για την τελική κατηγοριοποίηση της ανθρώπινης δραστηριότητας.

Η πέμπτη ενότητα περιγράφει το περιβάλλον προσομοίωσης, περιλαμβάνοντας τη διαμόρφωση του δικτύου, του καναλιού επικοινωνίας και της διαδικασίας αναγνώρισης ανθρώπινης κίνησης. Παράλληλα παρουσιάζονται αναλυτικά τα αποτελέσματα αξιολόγησης, τα οποία συγκρίνουν διαφορετικές παραμέτρους και μοντέλα μηχανικής μάθησης ως προς την ακρίβεια κατηγοριοποίησης και την ενεργειακή αποδοτικότητα.

Η έκτη ενότητα αναδεικνύει τις βασικές προκλήσεις που εντοπίστηκαν κατά την υλοποίηση και αξιολόγηση του συστήματος, ενώ στην έβδομη και τελευταία ενότητα, συνοψίζονται τα συμπεράσματα και διατυπώνονται προτάσεις για μελλοντικές επεκτάσεις του προτεινόμενου πλαισίου.

Κεφάλαιο 2ο: Μοντέλο Συστήματος

2.1 Επισκόπηση του Συστήματος

Στην παρούσα εργασία, υιοθετείται σε πολύ μεγάλο βαθμό το μοντέλο που μελετούν οι συγγραφείς των [5] και [34]. Συγκεκριμένα προσομοιώνεται ένα ISCC σύστημα, σχεδιασμένο με τέτοιο τρόπο ώστε να υποστηρίζει την αποδοτική αναγνώριση διάφορων κατηγοριών ανθρώπινης κίνησης μέσω συνεργασίας μεταξύ πολλαπλών edge συσκευών ραντάρ, οι οποίες διαθέτουν τη δυνατότητα τοπικής επεξεργασίας (κατέχουν υπολογιστικές δυνατότητες), και ενός κεντρικού edge server, ο οποίος διαθέτει πολλαπλές κεραίες λήψης και λειτουργεί ως κόμβος συγκέντρωσης των δεδομένων. Κάθε συσκευή διαθέτει έναν dual-functional radar-communication (DFRC) πομποδέκτη με μία κεραία, ο οποίος αξιοποιείται τόσο για την ανίχνευση όσο και για την επικοινωνία. Στο πλαίσιο της ανίχνευσης, κάθε συσκευή εκπέμπει σήμα συνεχούς κυματομορφής με γραμμική διαμόρφωση συχνότητας (FMCW) σε αποκλειστική ζώνη συχνότητας, με στόχο την ακριβή κάλυψη και παρατήρηση του ίδιου στόχου υπό το ίδιο ευρύ οπτικό πεδίο του στόχου. Η εκχώρηση αποκλειστικής ζώνης συχνοτήτων σε κάθε συσκευή διασφαλίζει την ανεξάρτητη λειτουργία τους, αποτρέποντας φαινόμενα παρεμβολής μεταξύ των συσκευών. Η διαδικασία οδηγεί στη συλλογή ομοιογενών δεδομένων από όλες τις συσκευές, από τα οποία, μέσω κατάλληλης επεξεργασίας, εξάγονται τοπικά διανύσματα των χαρακτηριστικών σταθερών διαστάσεων M . Συγκεκριμένα από τα ληφθέντα μέσω ανίχνευσης δεδομένα (raw data), παράγονται τοπικά διανύσματα χαρακτηριστικών μέσω SVD-based ακύρωσης παρεμβολών και LDA-based εξαγωγής χαρακτηριστικών. Οι τοπικές αναπαραστάσεις κανονικοποιούνται σε πραγματικό διανυσματικό χώρο (real-valued feature vectors).

Για τη μετάδοση των τελικών διανυσμάτων χαρακτηριστικών από κάθε συσκευή προς τον edge server, υιοθετείται η τεχνική του AirComp. Το AirComp επιτρέπει την ταυτόχρονη εκπομπή των δεδομένων από όλες τις συσκευές στην ίδια συχνότητα, αξιοποιώντας τη φυσική υπερτιθέμενη διάδοση σημάτων, με αποτέλεσμα να υπολογίζεται κατά τη μετάδοση (στο φυσικό επίπεδο των σημάτων) απευθείας το εκτιμώμενο συνολικό (aggregated) διάνυσμα χαρακτηριστικών, χωρίς την ανάγκη αποκλειστικής αποκωδικοποίησης των δεδομένων κάθε συσκευής. Για να είναι επιτυχής η υπέρθεση και να δώσει αξιόπιστο υπολογιστικό αποτέλεσμα, απαιτείται συγχρονισμός φάσης και χρόνου μεταξύ των αποστολέων [21], [23]. Στην παρούσα εργασία και βάσει της αρχής λειτουργίας του AirComp, θεωρείται ότι όλες οι συσκευές είναι χρονικά τέλεια συγχρονισμένες και εκπέμπουν ταυτόχρονα προς το σημείο πρόσβασης (Access Point AP) [5], [18], [20], [23]. Επιπρόσθετα απαιτείται και η αντιστάθμιση των διαφορών παραγόντων στα κανάλια μετάδοσης από κάθε συσκευή προς τον δέκτη. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω της εφαρμογής precoding, όπου κάθε συσκευή προσαρμόζει το μεταδιδόμενο σήμα της ώστε να αντισταθμίσει τις επιδράσεις του καναλιού [35].

Για την υποστήριξη αυτής της διαδικασίας, υιοθετείται ένα ευρυζωνικό σύστημα βασισμένο στην τεχνολογία OFDM, στο οποίο το συνολικό διαθέσιμο εύρος ζώνης διαιρείται σε M ορθογώνιους υποφορείς. Κάθε ένας από αυτούς τους υποφορείς ($m = 1, \dots, M$) αντιστοιχίζεται σε μία συγκεκριμένη διάσταση του διανύσματος χαρακτηριστικών, με αποτέλεσμα κάθε χαρακτηριστικό να μεταδίδεται μέσω ξεχωριστού υποφορέα. Συνεπώς, σε κάθε υποφορέα μεταδίδεται το χαρακτηριστικό της ίδιας διάστασης του διανύσματος από όλες τις συσκευές, ήτοι ο κάθε υποφορέας αντιστοιχεί σε μία διάσταση, επιτρέποντας την παράλληλη και αποδοτική υπερτιθέμενη μετάδοση όλων των χαρακτηριστικών. Η διάρκεια εκπομπής κάθε διανύσματος χαρακτηριστικών από τις συσκευές είναι σημαντικά μικρότερη από τον χρόνο συνοχής του καναλιού (coherence time) [5], [34]. Ο όρος αυτός αναφέρεται στο χρονικό

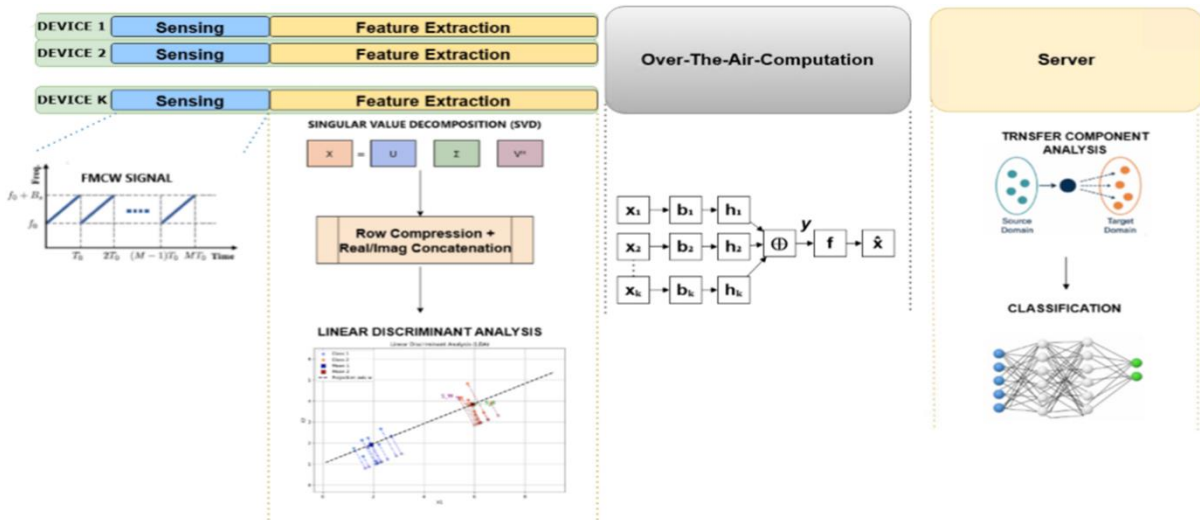
διάστημα κατά το οποίο το ασύρματο κανάλι μπορεί να θεωρηθεί σταθερό. Πρακτικά, αυτό σημαίνει ότι μέσα σε αυτό το διάστημα, τα χαρακτηριστικά του καναλιού, όπως η εξασθένηση, η φάση και η καθυστέρηση, παραμένουν σχεδόν αμετάβλητα, γεγονός που καθιστά το κανάλι σταθερό εντός μικρού χρονικού παραθύρου (quasi-static) για τη διάρκεια της μετάδοσης. Αυτή η ιδιότητα διευκολύνει την εκτίμηση και χρήση της γνώσης της κατάστασης του καναλιού (Channel State Information - CSI) για τη βελτιστοποίηση της λήψης.

Σε συστήματα ασύρματης επικοινωνίας, ο χαρακτηρισμός του καναλιού αποτελεί βασικό στοιχείο για τον αποδοτικό σχεδιασμό και λειτουργία τους. Ιδιαίτερα στα συστήματα υπολογιστικής συνεπεξεργασίας (collaborative inference systems) με IoT συσκευές, όπως το υπό μελέτη, η ακριβής γνώση της κατάστασης του καναλιού είναι κρίσιμη για την επιτυχή εκτέλεση τεχνικών όπως το beamforming και το power control [17]. Πρόκειται για την πληροφορία που περιγράφει πώς ακριβώς μεταβάλλεται το σήμα καθώς ταξιδεύει από έναν πομπό (π.χ. μια συσκευή ραντάρ) προς έναν δέκτη (π.χ. το AP). Όλα αυτά περιγράφονται μαθηματικά από το λεγόμενο κανάλι (channel), δηλαδή τον τρόπο με τον οποίο το σήμα παραμορφώνεται στο περιβάλλον μετάδοσης.

Στο παρόν σύστημα, κάθε συσκευή διαθέτει εκτίμηση του CSI από τον εαυτό της προς το σημείο πρόσβασης (AP), ενώ το AP διαθέτει συγκεντρωτική εκτίμηση για την κατάσταση όλων των καναλιών. Στην ιδανική περίπτωση, όπου η πληροφορία καναλιού είναι τέλεια (perfect CSI), ο server έχει πλήρη και ακριβή γνώση του καναλιού για κάθε συσκευή και μπορεί να βελτιστοποιήσει με ακρίβεια τις τεχνικές επεξεργασίας σήματος. Ωστόσο, σε ρεαλιστικά σενάρια, η γνώση του CSI είναι ατελής (imperfect CSI), γεγονός που επηρεάζει την απόδοση του συστήματος.

Προκειμένου να αξιολογηθεί η επίδοση του συστήματος και υπό μη τέλεια γνώση του καναλιού, στην παρούσα εργασία υλοποιείται και η ατελής CSI του [36] και μοντελοποιείται με την προσθήκη προσθετικού θορύβου Gaussian στο εκτιμώμενο κανάλι, για να αναπαραστήσει στοχαστική αβεβαιότητα ή λάθη εκτίμησης. Ο θόρυβος αυτός εκφράζει τη διαφορά μεταξύ της πραγματικής και της εκτιμωμένης κατάστασης του καναλιού, και καθιστά το πρόβλημα πιο ρεαλιστικό αλλά και πιο απαιτητικό ως προς το σχεδιασμό. Το μέγεθος του θορύβου αυτού αντιστοιχεί στο επίπεδο αβεβαιότητας της εκτίμησης.

Παρά την ύπαρξη σφάλματος, ο edge server που λειτουργεί ως κεντρικός συντονιστής μπορεί να εφαρμόζει τεχνικές beamforming και power control με βάση τις διαθέσιμες εκτιμήσεις. Ο server λαμβάνει το υπερτιθέμενο σήμα από κάθε υποφορέα, το οποίο προκύπτει από τη φυσική υπέρθεση των ταυτόχρονων μεταδόσεων. Ακολουθώς εφαρμόζει beamforming ανά υποφορέα, λαμβάνοντας υπόψη τη γνώση του CSI, με σκοπό την αποθρομβοποίηση του σήματος και την εξαγωγή ενός τελικού διανύσματος χαρακτηριστικών. Η χρήση πολλαπλών κεραιών στον δέκτη (π.χ., 8 κεραιές) επιτρέπει τον συνδυασμό των σημάτων από κάθε κεραία με κατάλληλες σταθμίσεις φάσης και πλάτους για την ενίσχυση του επιθυμητού σήματος και την απόρριψη παρεμβολών. Στην πράξη, κάθε κεραία λαμβάνει ένα σήμα που είναι το αποτέλεσμα της υπέρθεσης των μεταδόσεων από όλες τις συσκευές. Ο δέκτης εφαρμόζει beamforming για να συνδυάσει τα σήματα από τις κεραιές, υπολογίζοντας το τελικό αποτέλεσμα [35]. Το εκτιμώμενο αυτό διάνυσμα χαρακτηριστικών, αφού ευθυγραμμιστεί η κατανομή του με αυτή του συνόλου εκπαίδευσης, εισάγεται σε μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης (AI) που εκτελούνται στον edge server, ολοκληρώνοντας τη διαδικασία συνεπεξεργασίας και κατηγοριοποίησης της ανθρώπινης κίνησης. Όλη η διαδικασία του συστήματος περιγράφεται λεπτομερώς παρακάτω και αποτυπώνεται στο Σχήμα 2.1.



Σχήμα 2.1:Συνολική Απεικόνιση της Λειτουργικής Ροής του Προτεινόμενου Συστήματος [5]

2.2 Επεξεργασία Σημάτων κατά τη συλλογή δεδομένων

Η ενότητα ξεκινά με την περιγραφή της μοντελοποίησης του καναλιού των ραντάρ, μέσω της οποίας προσομοιώνεται η διαδικασία εκπομπής, ανάκλασης και λήψης των σημάτων στο πλαίσιο της ανθρώπινης αντίληψης. Η μοντελοποίηση ακολουθεί την αρχιτεκτονική που περιγράφεται στο [34]. Κάθε συσκευή, η οποία αναφέρεται με δείκτη k , λειτουργεί ως ανεξάρτητη μονάδα εκπομπής και λήψης σημάτων. Από όλες οι συσκευές εκπέμπονται διαδοχικά FMCW chirps χωρίς αλληλοεπικάλυψη, σε διαδοχικά χρονικά διαστήματα και των οποίων η συχνότητα αυξάνεται γραμμικά με τον χρόνο, ώστε να διατηρείται η διακριτότητα μεταξύ των σημάτων στο πεδίο του χρόνου (up-ramp chirp). Αυτή η γραμμική μεταβολή προσφέρει ένα ισχυρό πλεονέκτημα και επιτρέπει την εκτίμηση της απόστασης του στόχου μέσω της μέτρησης της beat frequency που προκύπτει από τη διαφορά φάσης μεταξύ του εκπεμπόμενου και του λαμβανόμενου σήματος. Η εκπομπή ξεκινά από μια προκαθορισμένη κεντρική συχνότητα f_c και φτάνει έως το f_c+B , όπου B είναι το εύρος ζώνης του chirp. Ολόκληρη η διαδικασία της αντίληψης και συλλογής δεδομένων αποτελείται από M διαδοχικά chirps, καθένα εκ των οποίων διαρκεί $T_0 = T_s / M$, όπου T_s είναι ο συνολικός χρόνος αντίληψης. Η διάρκεια αυτή διασφαλίζει την επιθυμητή χρονική ανάλυση και ρυθμό επανάληψης των μετρήσεων (chirp rate), που με τη σειρά τους καθορίζουν τη μέγιστη δυνατότητα παρακολούθησης στόχων με σχετική ταχύτητα (μέσω Doppler shift).

Το μαθηματικό μοντέλο ενός μεμονωμένου chirp διάρκειας T_0 στο πραγματικό πεδίο, δίνεται από τη σχέση (2.1):

$$s(t) = \cos\left(2\pi f_c t + \pi \frac{B}{T_0} t^2\right), \quad 0 \leq t < T_0 \quad (2.1)$$

όπου:

- f_c είναι η κεντρική συχνότητα του ραντάρ (π.χ., 3.5 GHz). Στην παρούσα υλοποίηση αντιπροσωπεύει και την αρχική συχνότητα του chirp για τη συσκευή k . Αυτή η συχνότητα διαφέρει από συσκευή σε συσκευή.
- B είναι το bandwidth του chirp (π.χ., 10 MHz), δηλαδή πόσο μεταβάλλεται η συχνότητα του chirp σε σχέση με τον χρόνο. Όσο μεγαλύτερο είναι το B , τόσο περισσότερο αλλάζει η συχνότητα κατά τη διάρκεια του chirp.

- T_0 είναι η διάρκεια του chirp (π.χ., 10 μ s). Είναι η χρονική διάρκεια για την οποία το σήμα αλλάζει συχνότητα από την αρχική συχνότητα μέχρι τη τελική μέγιστη συχνότητα.
- t είναι ο χρόνος εντός του chirp, ο χρόνος κατά τον οποίο εξετάζεται το σήμα. Το t είναι συνεχές και περιγράφει την πορεία του σήματος με τον χρόνο.

Το συνολικό σήμα για σειρά από M chirps περιγράφεται από τη σχέση (2.2) ως εξής:

$$s(t) = \sum_{m=0}^{M-1} \text{rect}\left(\frac{t - mT_0}{T_0}\right) \times \cos\left(2\pi f_c(t - mT_0) + \pi \frac{B}{T_0}(t - mT_0)^2\right) \quad (2.2)$$

όπου:

- $\text{rect}(\cdot)$ είναι το χρονικό παράθυρο διάρκειας T_0 που περιορίζει κάθε chirp στο αντίστοιχο χρονικό διάστημα. Ουσιαστικά η χρήση της ορθογώνιας συνάρτησης παλμού είναι απαραίτητη για να ορίσει το μήκος του σήματος. Επειδή το chirp έχει μια συγκεκριμένη χρονική διάρκεια, πρέπει να εξασφαλίσουμε ότι το σήμα διαρκεί μόνο για το χρονικό διάστημα T_0 , μετά από το οποίο μηδενίζεται.
- mT_0 είναι η χρονική μετατόπιση του κάθε chirp και ο όρος $t - mT_0$ επαναφέρει τον χρόνο στο 0 για το κάθε chirp,
- M είναι ο συνολικός αριθμός chirps.
- $\cos(\cdot)$ είναι η συνάρτηση συνημίτονου (cosine) που περιγράφει την κυματομορφή του σήματος. Τα ραδιοκύματα και τα ηλεκτρομαγνητικά σήματα συχνά περιγράφονται από την περιοδική συνάρτηση \cos λόγω της περιοδικής φύσης των κυματικών φαινομένων. Χρησιμοποιείται για να αναπαραστήσει το σήμα ως περιοδικό κύμα. Αυτό είναι χαρακτηριστικό όλων των ραδιοκυμάτων και σημάτων που εκπέμπονται από ραντάρ ή συσκευές επικοινωνίας. Το 2π είναι η τυπική μετατροπή από συχνότητα σε ακτίνια, που είναι η μονάδα μέτρησης της γωνιακής συχνότητας.
- Ο πρώτος όρος του $\cos 2\pi f_c(t - mT_0)$ ξεκινά πάντα από τη βασική συχνότητα f_c . Το αποτέλεσμα είναι μια περιοδική κυματομορφή που επαναλαμβάνεται ανάλογα με την αρχική συχνότητα του σήματος.
- Αντίστοιχα ο δεύτερος του $\cos \pi \frac{B}{T_0}(t - mT_0)^2$ ορίζει το γραμμικό sweep από f_c έως $f_c + B$. Ουσιαστικά περιγράφει την γραμμική μεταβολή της συχνότητας με το χρόνο t , που χαρακτηρίζει το chirp.

Το συνολικό σήμα αποτελεί μια σειρά από παλμούς, που επιτρέπει στο σύστημα να εκτελεί επαναλαμβανόμενες μετρήσεις και να βελτιώνει την ακρίβεια μέσω συνδυασμού πολλαπλών λήψεων.

2.2.1 Λειτουργία Ανίχνευσης και Λήψης

Κατά την εκπομπή κάθε chirp, το σήμα διαδίδεται στον χώρο, ανακλάται από τον πεζό και από άλλες επιφάνειες (clutter), και επιστρέφει στον δέκτη. Το σύστημα μοντελοποιεί:

- Την διάδοση μέσω του καναλιού ελεύθερου χώρου (Free Space Channel).
- Την αντανάκλαση από τον πεζό (με την ενσωμάτωση μοντέλου πεζού).
- Την προσθήκη περιβαλλοντικού θορύβου και clutter.

Όπως αναφέρουν οι συγγραφείς του [34], το λαμβανόμενο σήμα στον δέκτη της συσκευής k , εκφράζεται ως το άθροισμα του επιθυμητού σήματος $u_k(t)$, των ανακλάσεων από τις J έμμεσες διαδρομές $v_{k,j}(t)$, και του θορύβου κατά τη λήψη $n_r(t)$, όπως δίνεται από τη σχέση (2.3) :

$$r_k(t) = u_k(t) + \sum_{j=1}^J v_{k,j}(t) + n_r(t) \quad (2.3)$$

Το επιθυμητό σήμα, δηλαδή η άμεση αντανάκλαση από τον στόχο, δίνεται από τη σχέση (2.4) :

$$u_k(t) = H_{r,k}(t) s_k(t - \tau) \quad (2.4)$$

όπου $H_{r,k}(t)$ είναι ο συντελεστής ανάκλασης που περιλαμβάνει και την απώλεια διαδρομής προς και από τον στόχο. Για παράδειγμα, η θέση, το σχήμα και η υφή του στόχου μπορούν να επηρεάσουν τον τρόπο που το σήμα αντανακλάται. Ο συντελεστής είναι ένας συνδυασμός αυτών των παραγόντων και χρησιμοποιείται για να μοντελοποιήσει την απόκριση του στόχου στο σήμα που εκπέμπεται από τη συσκευή. Το τ είναι η αντίστοιχη καθυστέρηση διαδρομής, ήτοι αφορά τον χρόνο που χρειάζεται για να επιστρέψει το σήμα από τον στόχο στη συσκευή [34].

Η συνεισφορά από κάθε έμμεση ανακλαστική διαδρομή j , δηλαδή τα σήματα που έχουν ανακλαστεί μέσω έμμεσων διαδρομών δίνονται από τη σχέση (2.5) :

$$v_{k,j}(t) = C_{r,k,j}(t) s_k(t - \tau_j) \quad (2.5)$$

όπου $C_{r,k,j}(t)$ είναι ο συντελεστής ανάκλασης για την έμμεση διαδρομή, δηλαδή περιγράφει την επίδραση μιας έμμεσης διαδρομής που ακολουθεί το σήμα, δηλαδή, όταν το σήμα αντανακλάται από άλλες επιφάνειες πριν φτάσει ξανά στη συσκευή. Αντίστοιχα το τ_j είναι η καθυστέρηση της συγκεκριμένης διαδρομής. Συνολικά κατά την ανίχνευση, τα σήματα ανακλώνται από τον στόχο και επιστρέφουν στο ραντάρ μέσω άμεσων και έμμεσων διαδρομών. Το επιθυμητό σήμα είναι αυτό που επιστρέφει άμεσα από τον στόχο, ενώ τα σήματα που προέρχονται από έμμεσες διαδρομές (π.χ. μέσω τοίχων) είναι παρεμβολές. Ο θόρυβος που προστίθεται είναι αυτός που προκύπτει από διάφορες πηγές παρεμβολών, όπως η θερμότητα του κυκλώματος ή εξωτερικές ηλεκτρομαγνητικές παρεμβολές, και προστίθεται στο λαμβανόμενο σήμα, μειώνοντας την ακρίβεια της μέτρησης [34].

Η αναπαράσταση και προσομοίωση της αντανάκλασης σημάτων ραντάρ από έναν κινούμενο άνθρωπο αποτελεί βασικό στοιχείο για την υλοποίηση ρεαλιστικών συστημάτων αναγνώρισης ανθρώπινης κίνησης με χρήση ραντάρ. Ο υπολογισμός του επιθυμητού σήματος, το οποίο προκύπτει αποκλειστικά από την αντανάκλαση στον στόχο, στην προκειμένη περίπτωση τον άνθρωπο, μοντελοποιείται με τη μέθοδο primitive-based, όπως υλοποιείται από τους συγγραφείς του [37], των οποίων ο προσομοιωτής χρησιμοποιείται στην παρούσα εργασία.

Η βασική ιδέα της μεθόδου είναι να μην μοντελοποιείται το αντικείμενο-στόχος ως ενιαία οντότητα, αλλά να αναλύεται σε πολλά μικρότερα γεωμετρικά στοιχεία (primitives), όπως σημεία, γραμμές, κύλινδροι, καθένα από τα οποία αλληλεπιδρά αυτόνομα με το εκπεμπόμενο σήμα και συμβάλλει μερικώς στη συνολική αντανάκλαση που επιστρέφεται στον δέκτη. Η μέθοδος αυτή αποτυπώνει την εξάρτηση της κάθε διαδρομής από την απόσταση, τη φάση, την ενίσχυση κεραίας και την καθυστέρηση διάδοσης. Η συνολική συμβολή του αντικειμένου-στόχου στο λαμβανόμενο σήμα υπολογίζεται ως το άθροισμα των συνεισφορών όλων των επιμέρους στοιχείων που το αποτελούν, λαμβάνοντας υπόψη τις καθυστερήσεις, τις απώλειες και τις φάσεις που προκαλούνται από τη θέση και τη φύση κάθε primitive.

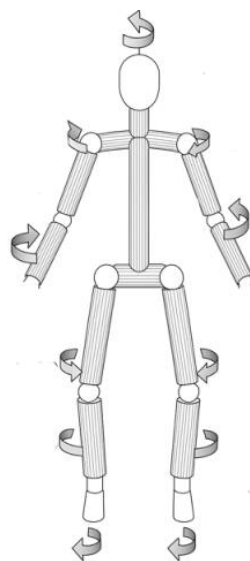
Η διαδικασία ξεκινά με τον καθορισμό των βασικών φυσικών παραμέτρων του πεζού: το ύψος, η ταχύτητα βάδισης, η θέση εκκίνησης στο τρισδιάστατο χώρο, ο αρχικός προσανατολισμός και τα χαρακτηριστικά του μεταδιδόμενου κύματος (συχρότητα λειτουργίας και ταχύτητα διάδοσης στο μέσο).

Όπως φαίνεται και στο Σχήμα 2.2 παρακάτω, ο άνθρωπος αναπαρίσταται ως μια σύνθεση από 15 κυλινδρικά τμήματα του σώματος: πέλματα, κνήμες, μηροί, γοφοί, βραχίονες, πήχεις, ώμοι, αυχένας και μια σφαίρα που αναπαριστά το κεφάλι. Με βάση αυτές τις παραμέτρους κατασκευάζεται ένα πλήρες κινηματικό μοντέλο, το οποίο περιλαμβάνει την τρισδιάστατη δομή του σώματος και την αναπαράσταση των κινήσεων βάδισης. Η κίνηση του πεζού εξελίσσεται με διακριτά χρονικά βήματα. Σε κάθε χρονική στιγμή, υπολογίζεται η νέα θέση στο χώρο, η ταχύτητα και ο τρισδιάστατος προσανατολισμός κάθε τμήματος του σώματος. Η συνολική στάση του σώματος προκύπτει από την εκτέλεση ενός μοντέλου, το οποίο προσομοιώνει την φυσική συμπεριφορά της ανθρώπινης βάδισης. Καθώς εξελίσσεται στο χρόνο το βήδισμα, επηρεάζει τις νέες θέσεις και κατευθύνσεις των τμημάτων του σώματος. Το εκπεμπόμενο σήμα διαδίδεται στον χώρο και φτάνει με διαφορετικές γωνίες και χρόνους άφιξης σε κάθε τμήμα του σώματος. Κατά τη πρόσκρουσή του με καθένα από τα τμήματα αυτά, μέρος της ενέργειας ανακλάται πίσω προς τον δέκτη. Για κάθε τέτοιο τμήμα, καθορίζεται η γωνία πρόσπτωσης του σήματος με βάση τη θέση του ραντάρ, η οποία επηρεάζει το φαινόμενο της σκέδασης και της ανάκλασης. Καθώς το κάθε τμήμα του σώματος έχει διαφορετική θέση και κατεύθυνση στο χώρο, ο υπολογισμός της γωνίας πρόσπτωσης είναι εξατομικευμένος, προσαρμοσμένος στο γεωμετρικό προσανατολισμό και την τοπολογία του συγκεκριμένου κυλινδρικού μοντέλου που το αναπαριστά. Για κάθε ένα από τα επιμέρους τμήματα, υπολογίζεται το επιστρεφόμενο σήμα προς τον δέκτη, λαμβάνοντας υπόψη:

- Τη γωνία πρόσπτωσης.
- Την απόσταση από το ραντάρ
- Την σχετική ταχύτητα λόγω κίνησης (που επηρεάζει τη συχνότητα μέσω Doppler).
- Τον προσανατολισμό και το σχήμα του αντικειμένου.

Ουσιαστικά για κάθε ένα από αυτά τα στοιχεία, υπολογίζονται δυναμικά κατά τη διάρκεια της παρατήρησης/ανίχνευσης σε κάθε χρονική στιγμή:

- η απόσταση του στοιχείου από το ραντάρ, γεγονός που επηρεάζει τη χρονική καθυστέρηση του λαμβανόμενου σήματος
- και η απώλεια σκέδασης(scattering loss) του στοιχείου, που σχετίζεται με τη φυσική του μορφή και το πώς διαχέει ή αντανακλά το σήμα του ραντάρ, λαμβάνοντας υπόψη τα χαρακτηριστικά σκέδασης της επιφάνειας ή του σχήματος του στοιχείου [38], [39].



Σχήμα 2.2: Ανθρώπινο μοντέλο[38]

Έτσι κάθε ανακλώμενο κύμα φέρει πληροφορία τόσο για την απόσταση όσο και για τη δυναμική κίνηση του αντίστοιχου μέλους. Τα επιμέρους σήματα από όλα τα μέρη του σώματος στη συνέχεια συνδυάζονται, ώστε να παραχθεί το συνολικό επιστρεφόμενο σήμα προς τον δέκτη. Καθώς τα διάφορα μέλη του ανθρώπινου σώματος κινούνται με διαφορετικές ταχύτητες και κατευθύνσεις, το επιστρεφόμενο σήμα χαρακτηρίζεται από μικρο-Doppler signatures. Οι μικρές διαφορές στις ταχύτητες των μελών του σώματος, λόγω της φυσικής κινηματικής, εισάγουν μικρές διαφοροποιήσεις στη συχνότητα (λόγω Doppler), οι οποίες μπορούν να καταγραφούν και να αξιοποιηθούν ως χαρακτηριστικά για την αναγνώριση τύπων κίνησης.

Η ακριβής προσομοίωση της ασύρματης διάδοσης σε περιβάλλοντα με αντικείμενα που προκαλούν στατική ή σχεδόν στατική αντανάκλαση, όπως τοίχοι, έπιπλα ή άλλα ανεπαίσθητα μεταβαλλόμενα εμπόδια, είναι κρίσιμη για τη ρεαλιστική αναπαραγωγή των συνθηκών ενός εσωτερικού ή ημι-στατικού χώρου. Στο πλαίσιο αυτό, εφαρμόζεται ένα υβριδικό κανάλι στατικού υποβάθρου όπως υλοποιείται και πάλι από τους συγγραφείς του [37], που περιγράφει τη συμπεριφορά των μη επιθυμητών ανακλάσεων από το περιβάλλον. Η διαδικασία βασίζεται στην περιοδική δειγματοληψία και τροποποίηση ενός στατικού καναλιού το οποίο ενσωματώνεται με χρονική συνέπεια και με τη βοήθεια autoregressive φιλτραρίσματος, ώστε να προσομοιωθεί η ελαφριά μεταβολή που μπορεί να παρατηρηθεί λόγω μικρών διακυμάνσεων στην περιβαλλοντική γεωμετρία ή ηλεκτρομαγνητική σκέδαση. Η δημιουργία του μοντέλου ξεκινά με την προσομοίωση της απόκρισης του περιβάλλοντος (impulse response) ανά προκαθορισμένο χρονικό βήμα. Πιο συγκεκριμένα, σε κάθε χρονική στιγμή παράγεται μια νέα (χωρική) διαμόρφωση της απόκρισης του περιβάλλοντος. Η απόκριση αυτή λαμβάνεται από εξωτερική συνάρτηση που προσομοιώνει την διάδοση ραδιοκυμάτων σε τρισδιάστατο στατικό χώρο με χρήση τεχνικών ray tracing. Η κάθε νέα impulse response καταγράφει την καθυστέρηση και απόσβεση των πρώτων ανακλάσεων από στατικά εμπόδια, σχηματίζοντας έναν πίνακα χρονικής εξέλιξης του στατικού καναλιού. Για να αποφευχθεί η απότομη μετάβαση μεταξύ διαδοχικών χρονικών στιγμών και να διατηρηθεί η χρονική συνέπεια, εισάγεται ένας μηχανισμός εξομάλυνσης. Η τιμή του καναλιού σε κάθε νέο βήμα δεν εξαρτάται αποκλειστικά από το τρέχον χρονικό βήμα, αλλά αποτελεί συνδυασμό της προηγούμενης κατάστασης και της νέας δειγματοληπτικής τιμής. Ο βαθμός εξάρτησης ελέγχεται από έναν συντελεστή συσχέτισης $\rho \in [0,1]$, ο οποίος καθορίζει την ισχύ της μνήμης στο κανάλι:

- Όταν $\rho = 1$, το κανάλι παραμένει σταθερό (πλήρως συσχετισμένο).
- Όταν $\rho = 0$, κάθε τιμή είναι ανεξάρτητη (πλήρως ασυσχέτιστη).

Μετά την εφαρμογή της εξομάλυνσης, παράγεται ένα πλήρες χρονικό διάγραμμα του καναλιού, που περιγράφει τη σχεδόν στατική αλλά με διακύμανση συμπεριφορά του περιβάλλοντος κατά τη διάρκεια παρατήρησης.

2.2.2 Επεξεργασία των δεδομένων του σήματος

Υιοθετώντας την υλοποίηση στον simulator των συγγραφέων του [37] και αναφέρεται και στο [34], η διαδικασία επεξεργασίας του λαμβανόμενου σήματος περιλαμβάνει τα κάτωθι βασικά βήματα:

Το ληφθέν σήμα $r_k(t)$ από τη συσκευή k , δειγματοληπτείται με ρυθμό f_s κατά τη διάρκεια κάθε chirp και μετατρέπεται συνολικά σε έναν σύνθετο διάνυσμα $r_{k,m} \in C^{MT \otimes f_s}$. Αυτό το διάνυσμα περιέχει πληροφορία τόσο για την απόσταση όσο και για τη ταχύτητα του στόχου. Για να αξιοποιηθεί αυτή η πληροφορία σε δύο διαστάσεις (απόσταση και ταχύτητα), το διάνυσμα αναδιατάσσεται σε δισδιάστατη μήτρα $R_{k,m} \in C^{T \otimes f_s \times M}$, όπου η κάθε στήλη αντιστοιχεί στα δειγματοληπτημένα δεδομένα ενός chirp και σχετίζεται με την πληροφορία απόστασης και κάθε γραμμή αντιστοιχεί στη διαδοχή των chirps και σχετίζεται με την κινητικότητα (μέσω Doppler φαινομένου). Οι στήλες δείχνουν ποιοι στόχοι υπάρχουν

και πού βρίσκονται (σε ποια απόσταση) και η σειρά των τιμών κατά μήκος της γραμμής περιέχει πληροφορία για τη φασική μεταβολή (Doppler shift) του στόχου σε αυτή την απόσταση [5], [34], [37]. Η δισδιάστατη αναπαράσταση των δεδομένων προσφέρει δύο θεμελιώδεις διαστάσεις ανάλυσης, γνωστές ως fast-time και slow-time. Κάθε μία εξυπηρετεί διαφορετικό ρόλο στην ανάλυση της θέσης και της κίνησης του στόχου. Η fast-time διάσταση (ή διάσταση εύρους) σχετίζεται με τη χρονική δειγματοληψία εντός ενός μεμονωμένου chirp. Αυτά τα σημεία αντιστοιχούν σε αποστάσεις (range bins), καθώς κάθε δείγμα σχετίζεται με την χρονική καθυστέρηση που απαιτείται για να επιστρέψει το σήμα από τον στόχο. Έτσι, η fast-time διάσταση επιτρέπει την εκτίμηση της απόστασης του στόχου από το ραντάρ. Η slow-time διάσταση αναφέρεται στη διαδοχή πολλαπλών chirps. Εφαρμόζοντας γραμμική ανάλυση ή μετασχηματισμό Fourier κατά μήκος της slow-time διάστασης, εξάγονται οι Doppler συχνότητες, οι οποίες σχετίζονται με την κινητικότητα του στόχου. Η επεξεργασία στο slow-time επιτρέπει τον υπολογισμό του φάσματος Doppler για κάθε θέση στην fast-time διάσταση, προσφέροντας ένα πλήρες προφίλ κίνησης του στόχου ανά απόσταση [34].

Αυτή η διακριτοποίηση αποτελεί τη βάση για συστήματα ανίχνευσης κίνησης και απόστασης με ραντάρ, καθώς και για την εξαγωγή χαρακτηριστικών που σχετίζονται με το micro-Doppler φαινόμενο σε κινούμενους στόχους, όπως οι άνθρωποι.

Για παράδειγμα αν οριστεί εύρος ζώνης $B = 10 \text{ MHz}$, η συχνότητα δειγματοληψίας επιλεγεί ίση με το εύρος ζώνης και η διάρκεια δειγματοληψίας για κάθε chirp έχει οριστεί σε $\mu s = 10 \times 10^{-6}$, ο αριθμός των δειγμάτων που λαμβάνονται σε κάθε chirp υπολογίζεται ως:

$L = T_s \times f_s = 10 \times 10^{-6} \times 10^7 = 100$ δείγματα ανά chirp (δηλαδή 100 range bins). Συνεπώς, κάθε chirp μετατρέπεται σε έναν σύνθετο διάνυσμα μήκους 100 δειγμάτων. Όταν το ραντάρ εκπέμπει $M = 1000$ chirps (δηλαδή 1000 στιγμιότυπα στο slow-time), τα αντίστοιχα διανύσματα οργανώνονται σε μια δισδιάστατη μήτρα: $\mathbf{X}(m) \in \mathbb{C}^{100 \times M}$, όπου οι 100 γραμμές αντιστοιχούν σε 100 διαφορετικές αποστάσεις και οι 1000 στήλες αντιστοιχούν στα 1000 chirps που συλλέχθηκαν διαδοχικά. Κάθε στήλη περιέχει τα 100 δείγματα ενός chirp (fast-time dimension, σχετιζόμενη με το range), ενώ κάθε γραμμή παρακολουθεί την εξέλιξη ενός συγκεκριμένου δείγματος διαδοχικά στα M chirps (slow-time dimension, σχετιζόμενη με το Doppler).

Η Fast-Time διάσταση (100 γραμμές) αξιοποιείται για Range FFT (ανάλυση απόστασης).

Η Slow-Time διάσταση (1000 στήλες) αξιοποιείται για Doppler FFT (ανάλυση ταχύτητας).

Αυτή η δισδιάστατη αναπαράσταση επιτρέπει την παράλληλη εκτίμηση απόστασης και ταχύτητας στόχων, μέσω ανάλυσης κατά μήκος των δύο διαστάσεων.

2.3 Ακύρωση παρεμβολών

Για την απομόνωση του επιθυμητού σήματος που προέρχεται από τον στόχο και την ταυτόχρονη απομάκρυνση ανεπιθύμητων ανακλάσεων από το περιβάλλον, εφαρμόστηκε τεχνική γραμμικού φιλτραρίσματος βασισμένη στην Αποσύνθεση Ιδιάζουσων Τιμών (Singular Value Decomposition, εφεξής SVD). Η μέθοδος εφαρμόστηκε πάνω στη μήτρα παρατηρήσεων $\mathbf{R}_{k,m} \in \mathbb{C}^{T \times f_s \times M}$, η οποία περιέχει το σύνολο των συλλεγμένων σημάτων για τη συσκευή k . Η παραπάνω μήτρα περιέχει τόσο το χρήσιμο σήμα που ανακλάται από τον στόχο, όσο και ανεπιθύμητα στοιχεία που οφείλονται σε παρεμβολές από στατικά εμπόδια και έμμεσες διαδρομές. Η διαδικασία ακύρωσης παρεμβολών αναφέρεται στην προσπάθεια να αφαιρεθούν οι παρεμβολές από αυτές τις έμμεσες διαδρομές (clutter) του περιβάλλοντος και να διατηρηθεί μόνο το επιθυμητό σήμα που ανακλάται απευθείας από τον στόχο, επιλέγοντας εκείνες τις συνιστώσες που περιέχουν τις χρήσιμες πληροφορίες και απορρίπτοντας αυτές που περιέχουν το clutter και επιδρούν δυσμενώς στη μεταγενέστερη ταξινομητική επεξεργασία [5],

[34]. Η διαδικασία της SVD δεν μεταβάλλει τις διαστάσεις της μήτρας του συνολικού σήματος, ήτοι η είσοδος και η έξοδος έχουν το ίδιο μέγεθος, αλλά επιφέρει σημαντική τροποποίηση του φάσματος και του χωροχρονικού περιεχομένου του σήματος, καθώς φιλτράρονται οι στατικές ή ασυσχέτιστες συνιστώσες [40], [41], [42]. Η SVD επιτρέπει τον διαχωρισμό ενός σήματος σε ορθοκανονικούς υποχώρους, επιτρέποντας την ανάλυση της ενέργειας του σήματος κατά συνιστώσα, όπου κάθε συνιστώσα αντιστοιχεί σε διαφορετική πηγή πληροφορίας (χρήσιμη ή ανεπιθύμητη πληροφορία). Η αποσύνθεση έχει τη μορφή της σχέσης (2.6) :

$$R_k = USV^H = \sum_{i=1}^I u_i \sigma_i v_i^H, \quad 1 \leq k \leq K \quad (2.6)$$

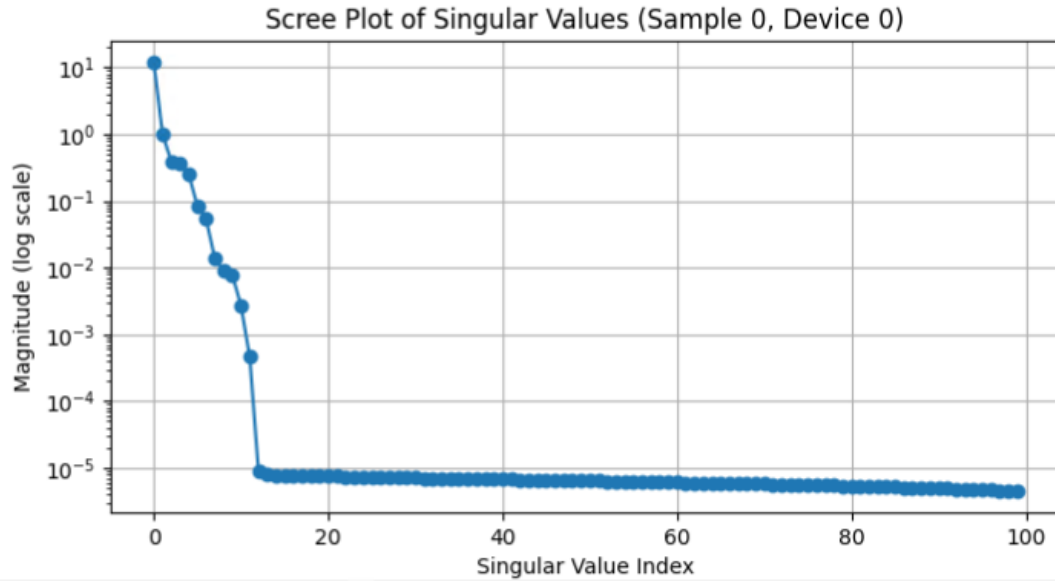
όπου:

- $I = \min\{T_0 f_s, N\}$ είναι το πλήθος των συνιστωσών,
- u_i είναι το i -οστό αριστερό ιδιάζον διάνυσμα (left singular vector),
- σ_i είναι η i -οστή ιδιάζουσα τιμή (singular value) και αποτυπώνει το μέτρο της ενέργειας της αντίστοιχης συνιστώσας,
- v_i είναι το i -οστό δεξιό ιδιάζον διάνυσμα (right singular vector),
- V^H είναι το συζυγές ανάστροφο του V .

Οι ιδιάζουσες τιμές τοποθετούνται με φθίνουσα σειρά $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r \geq 0$, όπου η σ_1 είναι η μεγαλύτερη ιδιάζουσα τιμή και αποδίδεται στην ισχυρότερη συνιστώσα του πίνακα, η σ_2 στη δεύτερη ισχυρότερη και ούτω καθεξής. Οι πρώτες ιδιάζουσες τιμές (και τα αντίστοιχα ιδιάζοντα διανύσματα) περιγράφουν τις κυρίαρχες κατευθύνσεις ή δομές που περιέχουν τη μεγαλύτερη ενέργεια ή πληροφορία του πίνακα. Στην περίπτωση των σημάτων ραντάρ, το clutter τείνει να συγκεντρώνεται στις πρώτες (μεγαλύτερες) συνιστώσες και ειδικότερα στην πρώτη συνιστώσα, ενώ η χρήσιμη πληροφορία που σχετίζεται με τον στόχο κατανέμεται στις επόμενες [40], [41], [42]. Στην εργασία αυτή, η ανακατασκευή του σήματος βασίστηκε στον γραμμικό συνδυασμό επιλεγμένων κύριων συνιστωσών σε ένα συγκεκριμένο εύρος από r_1 έως r_2 , επιτρέποντας τη στοχευμένη διατήρηση των συνιστωσών εκείνων που θεωρούνται χρήσιμες, και περιέχουν τη μεγαλύτερη ποσότητα ενέργειας του σήματος, αποφεύγοντας τόσο τις πολύ ισχυρές (πιθανό clutter) όσο και τις πολύ ασθενείς (πιθανός θόρυβος) [5], [34] και αποτυπώνεται στη σχέση (2.7) :

$$\widetilde{R}_k = \sum_{i=r_1}^{r_2} u_i \sigma_i v_i^H, \quad 1 \leq k \leq K \quad (2.7)$$

Συγκεκριμένα απομακρύνθηκε η πρώτη ισχυρότερη συνιστώσα, ενώ παράλληλα διαπιστώθηκε ότι οι συνιστώσες μετά από ένα ορισμένο σημείο περιλαμβάνουν πολύ περιορισμένη ενέργεια - πληροφορία και αμελητέα συμβολή, γεγονός που επέτρεψε την επιπλέον μείωση διάστασης με την αφαίρεση και αυτών των συνιστωσών [40], [41]. Η επιλογή της παραμέτρου r_2 , που καθορίζει το πάνω όριο του εύρους των διατηρούμενων συνιστωσών, βασίστηκε σε εκτενή πειραματική ανάλυση, αλλά και σε οπτική αξιολόγηση του φάσματος των συνιστωσών. Όπως παρουσιάζεται ενδεικτικά στο Σχήμα 2.3, το διάγραμμα αποτελεί ένα Διάγραμμα Καμπής Ιδιάζουσων Τιμών (singular values), στο οποίο στον οριζόντιο άξονα απεικονίζεται ο δείκτης των ιδιάζουσων τιμών (singular value index), ενώ στον κατακόρυφο άξονα απεικονίζεται το μέγεθος κάθε τιμής σε λογαριθμική κλίμακα, διευκολύνοντας την παρατήρηση της μεταβολής τους σε εκθετικό εύρος. Η καμπύλη αποκαλύπτει μια χαρακτηριστική μορφή καμπής (elbow shape), όπου οι πρώτες περίπου δέκα έως δεκαπέντε τιμές παρουσιάζουν σημαντικά μεγαλύτερο μέγεθος σε σύγκριση με τις υπόλοιπες. Αυτό υποδηλώνει ότι η πλειονότητα της



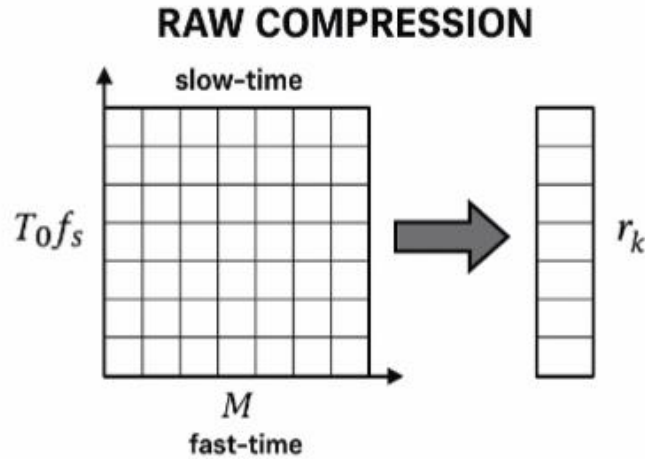
Σχήμα 2.3: Διάγραμμα Καμψής Ιδιάζουσων τιμών

ενεργής πληροφορίας του πίνακα συγκεντρώνεται στις πρώτες συνιστώσες, οι οποίες αποτυπώνουν τη δομή και τα κυρίαρχα χαρακτηριστικά του σήματος. Αντίθετα, οι υπόλοιπες ιδιάζουσες τιμές παρουσιάζουν δραματική πτώση και σταθεροποιούνται σε πολύ μικρές τιμές (της τάξης του 10^{-5}), οι οποίες είναι ενδεικτικές της παρουσίας θορύβου.

Το διάγραμμα αυτό είναι ιδιαίτερα χρήσιμο για την επιλογή κατάλληλου αριθμού συνιστωσών σε τεχνικές αποθουροβοποίησης, όπως η SVD-based clutter cancellation, όπου στόχος είναι η διατήρηση των πληροφοριακά σημαντικών διαστάσεων και η απόρριψη των ασήμαντων. Επιπλέον, επιτρέπει την οπτική ανάλυση της κατανομής πληροφορίας στο φασματικό υπόχωρο του πίνακα, προσφέροντας έναν αξιόπιστο τρόπο εκτίμησης του βαθμού πολυπλοκότητας και της ποιότητας των δεδομένων. Συνολικά, το διάγραμμα τεκμηριώνει τη δυνατότητα συμπίεσης του σήματος χωρίς απώλεια σημαντικής πληροφορίας και καθοδηγεί τη βέλτιστη επιλογή παραμέτρων στο στάδιο της προεπεξεργασίας.

2.4 Συμπίεση Δεδομένων και Συνένωση Πραγματικού/Φανταστικού Μέρους

Για την ενίσχυση της διακριτικής ικανότητας και την επιτυχή ταξινόμηση της ανθρώπινης κίνησης και τη μείωση της υπολογιστικής πολυπλοκότητας που σχετίζεται με την επεξεργασία υψηλής διαστατικότητας σημάτων, απαιτείται βασικά η πληροφορία που περιέχεται στη διάσταση των γραμμών, δηλαδή η μετατόπιση του φάσματος Doppler, κρατώντας την εξέλιξη στον χρόνο. Εκεί αποτυπώνονται οι μεταβολές ταχύτητας και οι περιοδικές μικροκινήσεις του σώματος (π.χ. ταλάντωση άκρων, βηματισμός), δηλαδή τα λεγόμενα micro-Doppler signatures. Οι πληροφορίες αυτές χαρακτηρίζονται από ισχυρή σημασία και παρέχουν διακριτά χαρακτηριστικά μεταξύ διαφορετικών τύπων κίνησης. Γι' αυτό το λόγο εφαρμόζεται στη συνέχεια η συμπίεση της διάστασης της γρήγορης χρονικής κλίμακας (fast-time), με στόχο τη διατήρηση των πλέον χρήσιμων χαρακτηριστικών που εξελίσσονται στον χρόνο, αφαιρώντας περιττή ή επαναλαμβανόμενη πληροφορία που δεν προσφέρει πρόσθετη ταξινομητική αξία [5], [34], [43]. Όπως αποτυπώνεται και στο Σχήμα 2.4, διατηρείται η διάσταση των στηλών και ο πίνακας \bar{R}_k συμπιέζεται σε ένα διάνυσμα ($\bar{r}_k \in C^N$) δημιουργώντας έτσι ένα διάνυσμα ανά χρήστη k.



Σχήμα 2.4: Συμπίεση της διάστασης της γρήγορης χρονικής κλίμακας

Το i -οστό στοιχείο του (\vec{r}_k) υπολογίζεται από τη σχέση (2.8) ως:

$$\vec{r}_k^i = \sum_{j=1}^{Tofs} \widetilde{R}_k^{j,i}, \quad 1 \leq k \leq M \quad (2.8)$$

όπου $(\widetilde{R}_k^{j,i})$ είναι το στοιχείο του πίνακα (\widetilde{R}_k) στη θέση $((j, i))$, δηλαδή στην j -οστή γραμμή και i -οστή στήλη, συμπιέζοντας έτσι τις 100 δειγματοληψίες και κρατώντας ένα μοναδικό δείγμα ανά χρονική στιγμή [5].

Στη συνέχεια πραγματοποιείται ενοποίηση του πραγματικού και του φανταστικού μέρους [5] του σήματος, μέσω σύμπτυξης (concatenation) των δύο υποσυνιστωσών και το (\vec{r}_k) μετατρέπεται σε πραγματικό διάνυσμα διπλάσιας διάστασης μέσω της σχέσης (2.9) :

$$\tilde{r}_k = [\text{Re}(\vec{r}_k), \text{Im}(\vec{r}_k)] \quad (2.9)$$

Με τη μετατροπή αυτή στα δεδομένα, διασφαλίζεται ότι διατηρείται πλήρως η ολική πληροφορία του αρχικού σύνθετου διανύσματος, καθώς ο οποιοσδήποτε σύνθετος αριθμός μπορεί να αναπαρασταθεί μονοσήμαντα από το ζεύγος των πραγματικών και φανταστικών μερών του, εξασφαλίζοντας ότι δεν πραγματοποιείται απώλεια φάσης ή πλάτους. Ταυτόχρονα επιτυγχάνεται συμβατότητα με κλασικές τεχνικές επεξεργασίας και κατηγοριοποίησης, οι οποίες είναι σχεδιασμένες να λειτουργούν στον πραγματικό χώρο, όπως είναι οι PCA (Principal Component Analysis) και LDA (Linear Discriminant Analysis). Οι τεχνικές αυτές απαιτούν είσοδο δεδομένων που ανήκουν στο χώρο των πραγματικών αριθμών, καθώς οι στατιστικές συναρτήσεις και μετρικές που χρησιμοποιούν, δεν υποστηρίζουν μαθηματικά σύνολα με μιγαδικές τιμές.

2.5 Γραμμική Ανάλυση Διαχωρισμού Κατηγοριών (LDA - Linear Discriminant Analysis)

Η Γραμμική Ανάλυση Διαχωρισμού Κατηγοριών (LDA - Linear Discriminant Analysis) αποτελεί μία από τις πιο διαδεδομένες επιβλεπόμενες τεχνικές μείωσης διαστάσεων δεδομένων και χρησιμοποιείται ευρέως σε προβλήματα ταξινόμησης. Ο κύριος στόχος της είναι να μετασχηματίσει τα δεδομένα σε έναν χαμηλότερης διάστασης χώρο μεγιστοποιώντας τη διαχωρισιμότητα μεταξύ των διαφορετικών

κατηγοριών που ανήκουν τα δεδομένα. Αυτή η διαδικασία οδηγεί σε προβολές που ενισχύουν τη διακριτική ικανότητα του μοντέλου ταξινόμησης. Το LDA έχει βρει ευρεία εφαρμογή στην αναγνώριση προτύπων ανθρώπινης κίνησης (Human Activity Recognition, HAR), καθώς είναι ικανό να εξάγει χαρακτηριστικά που διαχωρίζουν αποτελεσματικά διαφορετικές κινήσεις ή στυλ βαδίσματος. Η μέθοδος είναι ιδιαίτερα αποτελεσματική όταν επιδιώκεται χαμηλού κόστους υπολογιστική ταξινόμηση [44], [45], [46].

Σε αντίθεση με μη επιβλεπόμενες μεθόδους όπως το PCA, το οποίο βασίζεται αποκλειστικά στη διασπορά των δεδομένων ανεξαρτήτως των ετικετών, το LDA εκμεταλλεύεται τις διαθέσιμες κατηγορίες (labels) και προσπαθεί να μεγιστοποιήσει τη μεταξύ των διαφορετικών κατηγοριών διασπορά (Between-class scatter matrix) ενώ ταυτόχρονα ελαχιστοποιεί τη εντός της εκάστοτε ίδιας κατηγορίας διασπορά (Within-class scatter matrix) [44], [45], [46].

Η LDA, η διαδικασία της οποίας αποτυπώνεται στο Σχήμα 2.5 παρακάτω, υπολογίζει ένα διάνυσμα W που μεγιστοποιεί τον λόγο της σχέσης (2.10):

$$J(W) = \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|} \quad (2.10)$$

μετρώντας πόσο καλά διαχωρίζονται οι κατηγορίες σε έναν χαμηλότερης διάστασης χώρο όπου:

S_B είναι η μεταξύ διαφορετικών κατηγοριών διασπορά (between-class scatter matrix),

S_W είναι η εντός-κατηγορίας διασπορά (within-class scatter matrix),

Το $|\cdot|$ δηλώνει την ορίζουσα (determinant) του πίνακα.

Με την μεγιστοποίηση αυτού του κριτηρίου, οι προβολές των δειγμάτων που ανήκουν στην ίδια κατηγορία συγκεντρώνονται κοντά μεταξύ τους, ενώ οι προβολές δειγμάτων από διαφορετικές κατηγορίες τείνουν να τοποθετούνται όσο το δυνατόν πιο μακριά στον νέο χώρο χαρακτηριστικών. Το πρόβλημα μεγιστοποίησης του $J(W)$ διατυπώνεται ως γενικευμένο πρόβλημα ιδιαιζουσών τιμών με τη σχέση (2.11):

$$S_W^{-1} S_B W = \lambda W \quad (2.11)$$

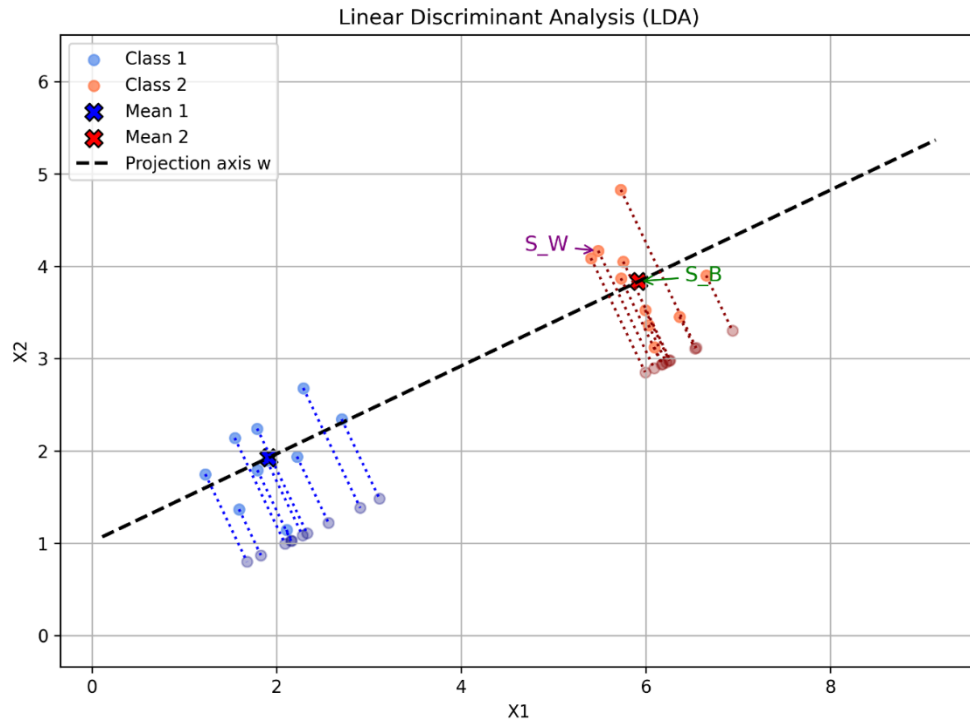
όπου:

λ είναι οι ιδιάζουσες τιμές,

w τα αντίστοιχα ιδιάζοντα διανύσματα.

Για πρόβλημα ταξινόμησης με N κατηγορίες, υπάρχουν τουλάχιστον $N - 1$ μη μηδενικές ιδιάζουσες τιμές, οι οποίες καθορίζουν τις βέλτιστες κατευθύνσεις προβολής. Τα αντίστοιχα ιδιάζοντα διανύσματα καθορίζουν το νέο υποχώρο στον οποίο προβάλλονται τα δεδομένα και δίνουν τον τελικό γραμμικό μετασχηματισμό που επιτυγχάνει τη μέγιστη διαχωριστικότητα μεταξύ των κατηγοριών [44], [46].

Στο παρόν σύστημα, η LDA εφαρμόζεται offline στον edge server στο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης ώστε να υπολογιστεί ο πίνακας γραμμικής προβολής W , ο οποίος αντιστοιχεί στις κατευθύνσεις μέγιστης διαχωριστικότητας μεταξύ των κατηγοριών. Ο πίνακας αυτός αφού υπολογιστεί, αποστέλλεται σε όλες τις συσκευές και εφαρμόζεται και στα εκάστοτε νέα άγνωστα χωρίς ετικέτα δεδομένα για την προβολή και προσαρμογή τους στον ίδιο υποχώρο που έχει οριστεί από τη διαδικασία εκπαίδευσης, διασφαλίζοντας συνεπή ταξινομητική ανάλυση.



Σχήμα 2.5: Linear Discriminant Analysis

2.6 Υλοποίηση του σχήματος AirComp

Έχοντας ολοκληρωθεί η διαδικασία της εξαγωγής των τοπικών χαρακτηριστικών σε κάθε συσκευή, ακολουθεί το κρίσιμο στάδιο της ταυτόχρονης μετάδοσης αυτών των χαρακτηριστικών προς τον edge server μέσω της τεχνικής AirComp. Στόχος είναι η συγχρονισμένη αθροιστική μετάδοση όλων των χαρακτηριστικών, αξιοποιώντας τις χωρικές ιδιότητες του καναλιού, της υπέρθεσης κυματομορφών (waveform superposition property) και την ταυτόχρονη χρήση πολλαπλών υποφορέων (subcarriers), έτσι ώστε όλα τα στοιχεία της ίδιας διάστασης να φτάνουν συνδυασμένα στον δέκτη. Ακολουθώντας την λογική της υλοποίησης του [5], το σύστημα βασίζεται σε μια SIMO (Single-Input Multiple-Output) αρχιτεκτονική, στην οποία κάθε συσκευή διαθέτει μία κεραία εκπομπής, ενώ ο απομακρυσμένος εξυπηρετητής είναι εξοπλισμένος με N_r κεραίες λήψης. Αυτή η πολλαπλότητα κεραιών στον δέκτη αξιοποιείται μέσω beamforming, επιτρέποντας την ενίσχυση του σήματος των χρήσιμων χαρακτηριστικών και την απόρριψη θορύβου και παρεμβολής. Το κανάλι μεταξύ κάθε συσκευής και του δέκτη είναι γνωστό και περιλαμβάνει τα κανάλια όλων των συσκευών. Το κανάλι αναπαριστά τη χωρική και χρονική επίδραση του ασύρματου περιβάλλοντος στη μετάδοση από τη συσκευή k προς τον δέκτη για το χαρακτηριστικό m . Περιλαμβάνει τις απώλειες διάδοσης, τις ανακλάσεις, τις πολλαπλές διαδρομές και τη συμπεριφορά κάθε κεραίας στον δέκτη [47]. Ουσιαστικά, καθορίζει πώς το σήμα της κάθε συσκευής φτάνει στις πολλαπλές κεραίες, επηρεάζοντας την ποιότητα και τη μορφή του ληφθέντος σήματος. Έστω ότι κάθε συσκευή k (όπου $k = 1, 2, \dots, K$) έχει εξαγάγει ένα πραγματικό χαρακτηριστικό $x_k(m)$ για κάθε υποφορέα m (όπου $m = 1, 2, 3$). Πριν τη μετάδοση, κάθε χαρακτηριστικό προ-κωδικοποιείται με έναν μονοδιάστατο (εφεξής scalar) precoder $b_{k,m}$. Οι scalar precoders $b_{k,m}$ αποτελούν συντελεστές στάθμισης που εφαρμόζονται τοπικά σε κάθε συσκευή πριν τη μετάδοση. Ρυθμίζουν την ένταση και τη φάση του σήματος κάθε χαρακτηριστικού, με στόχο την εναρμόνιση των σημάτων όλων των συσκευών ώστε να συμβάλουν ευθυγραμμισμένα στην επιθυμητή υπερτιθέμενη κυματομορφή που λαμβάνει ο δέκτης, χωρίς να παραμορφώνεται από παρεμβολές [13],

[47], [48], [49]. Το προ-κωδικοποιημένο χαρακτηριστικό στη συσκευή k διαμορφώνεται και αποτυπώνεται στη σχέση (2.12) ως :

$$s_k(m) = b_{k,m}x_k(m) \quad (2.12)$$

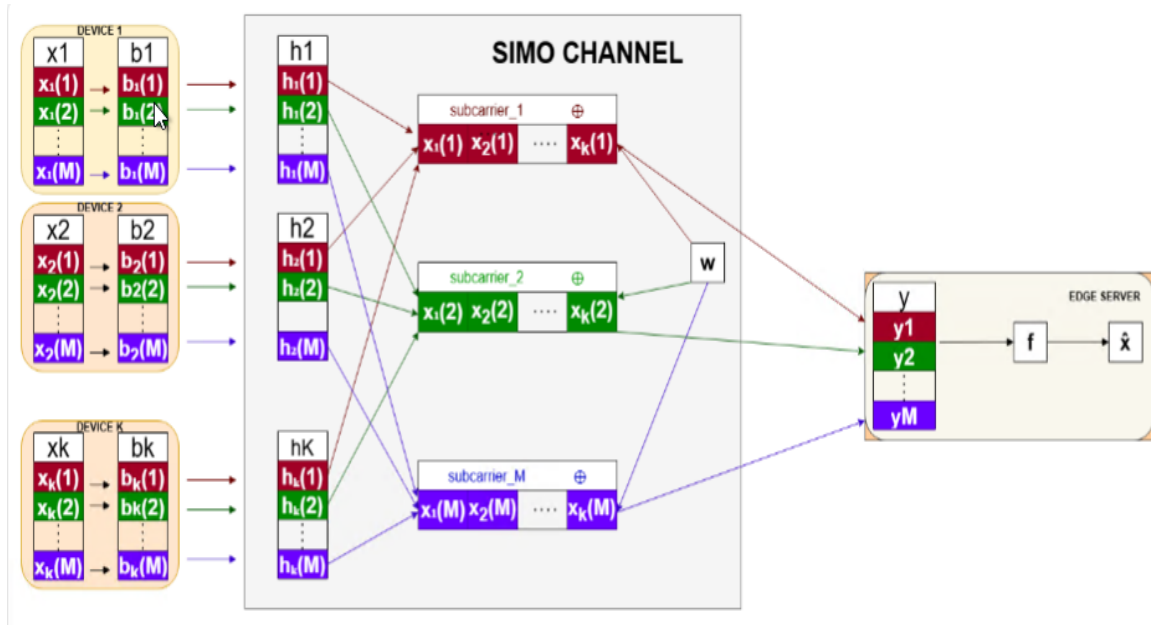
Η ληφθείσα κυματομορφή στον δέκτη, λαμβάνοντας υπόψη τα κανάλια και τον προσθετικό λευκό γκαουσιανό θόρυβο $w(m)$, δίνεται από τη σχέση (2.13) [5], [13]:

$$y(m) = \sum_{k=1}^K h_{k,m} b_{k,m}x_k(m) + w(m) \quad (2.13)$$

όπου:

- $x_k(m) \in \mathcal{C}$ είναι το τοπικό χαρακτηριστικό στη συσκευή k για τη διάσταση m ,
- $b_{k,m} \in \mathcal{C}$ είναι ο precoder στη συσκευή k ,
- $h_{k,m} \in \mathcal{C}^{N_r}$ είναι το κανάλι της συσκευής k για το χαρακτηριστικό m (διανυσματικό κέρδος καναλιού μεταξύ της συσκευής k και του edge server),
- $w(m) \sim \mathcal{N}(0, N_0I)$ είναι ο πρόσθετος λευκός γκαουσιανός θόρυβος καναλιού (Additive White Gaussian Noise, AWGN) με μέση ισχύ N_0 ,
- $y(m) \in \mathcal{C}^{N_r}$ είναι ληφθείσα αθροιστική παρατήρηση από όλες τις συσκευές για τη διάσταση m και
- N_r είναι ο αριθμός κεραιών του δέκτη (AP).

Ο Gaussian θόρυβος που προστίθεται κατά τη μετάδοση, αποτελεί θεμελιώδες μοντέλο στην ανάλυση τηλεπικοινωνιακών συστημάτων, καθώς περιγράφει θόρυβο του οποίου οι στατιστικές ιδιότητες βασίζονται στην κανονική κατανομή. Ειδικότερα, ένα λευκό Gaussian διανυσματικό σήμα χαρακτηρίζεται από το γεγονός ότι όλα τα στοιχεία του είναι ανεξάρτητα στο χρόνο, μη συσχετισμένα και ομοιόμορφα κατανεμημένες Gaussian τυχαίες μεταβλητές και τα πραγματικά και φανταστικά του μέρη έχουν διασπορά $\frac{N_0}{2}$. Η υπόθεση θορύβου τύπου AWGN βασίζεται στην παραδοχή ότι ο θόρυβος



Σχήμα 2.6: Over-The -Air-Computation

προέρχεται από τον ίδιο τον δέκτη ή από εξωτερική ακτινοβολία, η οποία είναι ανεξάρτητη από τα κανάλια μετάδοσης [47].

Μετά τη λήψη του σήματος $y(m)$, εφαρμόζεται ένας beamformer $f_m \in C^{N_r}$, ο οποίος αποσκοπεί στην εξαγωγή της επιθυμητής προβολής των χαρακτηριστικών. Οι beamformers f_m είναι διανύσματα βαρών που εφαρμόζονται στα σήματα που λαμβάνονται από τις πολλαπλές κεραιές του δέκτη. Σχεδιάζονται έτσι ώστε να συνδυάζουν κατάλληλα τα σήματα από όλες τις κεραιές, με στόχο να ενισχύσουν την επιθυμητή συμβολή από τις συσκευές και να μειώσουν τις ανεπιθύμητες παρεμβολές ή τον θόρυβο [47], [48], [49]. Με αυτόν τον τρόπο, ο δέκτης συγκεντρώνει τη χρήσιμη πληροφορία από όλες τις συσκευές για κάθε χαρακτηριστικό, αξιοποιώντας τη χωρική διαφοροποίηση του καναλιού προς όφελός του. Η παρακάτω σχέση (2.14) δίνει το (aggregated) εκτιμώμενο χαρακτηριστικό :

$$\hat{x}(m) = f_m^H y(m) = f_m^H \sum_{k=1}^K h_{k,m} b_{k,m} x_k(m) + f_m^H w(m) \quad (2.14)$$

Η παραπάνω σχέση αναδεικνύει ότι, μέσω της ταυτόχρονης μετάδοσης και του χωρικού συνδυασμού, ο edge server λαμβάνει ένα αθροιστικό σήμα που ενσωματώνει τα συνεισφερόμενα χαρακτηριστικά όλων των συσκευών, ενισχυμένα από τις ιδιότητες του καναλιού και του beamformer.

Συνοψίζοντας την ανωτέρω διαδικασία που απεικονίζεται στο Σχήμα 2.6 παραπάνω, κάθε συσκευή εκπέμπει το προκωδικοποιημένο της σήμα ταυτόχρονα με τις υπόλοιπες, αξιοποιώντας τη βασική αρχή της αναλογικής υπέρθεσης (superposition) στον αέρα. Καθώς το σήμα από κάθε συσκευή διαδίδεται μέσω διαφορετικών καναλιών προς τις κεραιές του δέκτη, το συνολικό σήμα που φτάνει σε κάθε κεραιά αποτελεί ένα γραμμικό συνδυασμό όλων των σημάτων, διαμορφωμένο από τους αντίστοιχους συντελεστές καναλιού. Επομένως, αν ο δέκτης διαθέτει N κεραιές, τότε για κάθε υποφορέα του συστήματος λαμβάνονται N διαφορετικές εκδοχές του ίδιου σήματος, καθεμία επηρεασμένη από το αντίστοιχο κανάλι. Αυτές οι N εκδοχές αποτελούν παρατηρήσεις του ίδιου γεγονότος μέσα από διαφορετικούς καναλικούς μετασχηματισμούς. Η ύπαρξη πολλαπλών τέτοιων εκδοχών του σήματος παρέχει τη δυνατότητα για ενίσχυση του επιθυμητού υπολογιστικού αποτελέσματος και ταυτόχρονη μείωση του θορύβου μέσω beamforming, καθώς για κάθε υποφορέα εφαρμόζεται ένα ειδικά σχεδιασμένο beamforming διάνυσμα, το οποίο δρα ως φίλτρο συνδυασμού των σημάτων από όλες τις κεραιές. Η διαδικασία αυτή στοχεύει στην κατασκευή μιας γραμμικής συνάρτησης των ληφθέντων σημάτων που μεγιστοποιεί την ενίσχυση του επιθυμητού συνδυασμένου σήματος και καταστέλλει τον προσθετικό θόρυβο. Το αποτέλεσμα του beamforming αντιπροσωπεύει την εκτιμώμενη τιμή του χαρακτηριστικού στον συγκεκριμένο υποφορέα. Με αυτόν τον τρόπο, οι πολλαπλές χωρικές παρατηρήσεις του δέκτη συμπυκνώνονται σε μια ενιαία έξοδο ανά υποφορέα, επιτρέποντας την υλοποίηση του AirComp υπολογισμού με υψηλή ακρίβεια και αποτελεσματικότητα.

Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται ταυτόχρονα για όλα τα χαρακτηριστικά, καθώς κάθε χαρακτηριστικό καταλαμβάνει ξεχωριστό υποφορέα στο φάσμα, επιτρέποντας παράλληλη μετάδοση όλων των χαρακτηριστικών από όλες τις συσκευές χωρίς παρεμβολή μεταξύ τους.

Στην παρούσα υλοποίηση, οι scalar precoders και οι beamformers που χρησιμοποιούνται, έχουν σχεδιαστεί σύμφωνα με τη μεθοδολογία που προτείνεται στο [13], προσαρμοσμένη στις απαιτήσεις του παρόντος συστήματος πολλαπλών συσκευών και της SIMO αρχιτεκτονικής. Αντίστοιχα για την υλοποίηση του καναλιού χρησιμοποιείται η παραμετροποίηση που προτείνεται και υλοποιείται από τους συγγραφείς των [5], [6] και [34].

Κεφάλαιο 3ο: Σχεδιασμός και Μοντελοποίηση Aircomp

Στο παρόν κεφάλαιο αναλύεται η διαδικασία μοντελοποίησης του καναλιού επικοινωνίας μεταξύ των συσκευών και του edge server. Εν συνεχεία, παρουσιάζονται οι τεχνικές σχεδίασης και βελτιστοποίησης των beamformers στο edge server και των precoders στις συσκευές, με στόχο την αποδοτική υλοποίηση της τεχνικής Over-the-Air Computation (AirComp). Επιπλέον, σχεδιάζεται και υλοποιείται ο μηχανισμός ελέγχου της ισχύος εκπομπής των συσκευών, λαμβάνοντας υπόψη περιορισμούς που σχετίζονται με την ενεργειακή κατανάλωση των τελικών συσκευών. Ο έλεγχος αυτός ενσωματώνεται στη διαδικασία υλοποίησης της μετάδοσης, με στόχο την τήρηση προκαθορισμένων ενεργειακών ορίων χωρίς να επηρεάζεται αρνητικά η ακρίβεια των υπολογιστικών αποτελεσμάτων που παράγονται μέσω AirComp.

3.1 Σχεδιασμός και Υλοποίηση του Καναλιού Επικοινωνίας

Ο σχεδιασμός του φυσικού καναλιού, ήτοι του συστήματος επικοινωνίας αποτελεί έναν από τους βασικότερους άξονες στην αρχιτεκτονική κατανομημένων συστημάτων με Edge Intelligence για την αποτελεσματική μεταφορά δεδομένων. Ειδικά σε εφαρμογές ISCC, το φυσικό κανάλι επικοινωνίας πρέπει να σχεδιάζεται και να προσομοιώνεται με τρόπο ρεαλιστικό, ώστε να υποστηρίζει ταυτόχρονη μετάδοση πολλών συσκευών, συγχρονισμό φάσης και υπολογιστική σύγκλιση στο άκρο.

Στο προτεινόμενο σύστημα, υλοποιώντας ένα μοντέλο μετάδοσης τύπου SIMO (Single-Input, Multiple-Output), λαμβάνει χώρα επικοινωνία μεταξύ ενός συνόλου από K συσκευές και ενός εξυπηρετητή (edge server), βασισμένο σε τεχνική πολυπλεξίας OFDM. Λαμβάνονται υπόψη παράγοντες όπως η εξασθένηση λόγω απόστασης (εφεξής path loss), η χαμηλής συχνότητας διακύμανση ισχύος από μεγάλα εμπόδια (εφεξής shadowing) και τα φαινόμενα υποβάθμισης σήματος που προκαλούνται από την διάδοση μέσω πολλαπλών διαδρομών (εφεξής multipath fading), με τις συσκευές να είναι χρονικά συγχρονισμένες και να μεταδίδουν ταυτόχρονα προς τον server. Η κάθε συσκευή μεταδίδει διανύσματα χαρακτηριστικών, τα οποία συντίθενται μέσω τεχνικών beamforming στον εξυπηρετητή. Η επικοινωνία πραγματοποιείται μέσω ευρυζωνικού καναλιού με frequency-selective συμπεριφορά, παρουσιάζοντας διαφοροποιήσεις τόσο μεταξύ των υποφορέων όσο και μεταξύ των συσκευών [47] ήτοι σε επίπεδο συσκευής μοντελοποιείται το ίδιο path loss και shadowing, ενώ σε επίπεδο υποφορέα έχουμε διαφορετική τυχαία υλοποίηση του fading καθώς το περιβάλλον επηρεάζει αλλιώς το σήμα σε κάθε μικρή αλλαγή συχνότητας. Η χρονική μεταβολή του καναλιού είναι σχετικά αργή συγκριτικά με την επίδραση των καθυστερήσεων διάδοσης, δεδομένου ότι ο χρόνος συνοχής (coherence time) του καναλιού υπερβαίνει τη χρονική διάρκεια μετάδοσης ενός χαρακτηριστικού. Η τοπολογία του συστήματος θεωρείται στατική [5], καθώς τα χαρακτηριστικά του καναλιού παραμένουν αμετάβλητα καθ' όλη τη διάρκεια της προσομοίωσης ή της διαδικασίας μετάδοσης. Πιο συγκεκριμένα, οι παράμετροι που αναφέρονται παραπάνω και καθορίζουν τη συμπεριφορά του καναλιού (path loss, shadowing, fading), υπολογίζονται μία φορά και θεωρούνται σταθερές και δεν μεταβάλλονται με το πέρασμα του χρόνου.

Ο σχεδιασμός του καναλιού στην παρούσα εργασία ακολουθεί τη μεθοδολογία που προτείνεται από τους συγγραφείς των [5] και [34], διατηρώντας πλήρη συμβατότητα στην μοντελοποίηση των path loss, shadowing και fading. Για κάθε υποφορέα $m \in \{1, \dots, M\}$, η συσκευή k επικοινωνεί με τον server μέσω ενός καναλιού $h_{k,m} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ (σύνθετο διάνυσμα), το οποίο περιγράφει την ασύρματη σύνδεση μεταξύ της συσκευής και καθεμίας από τις N κεραιές του server.

Για κάθε συσκευή k και υποφορέα m , το κανάλι $h_{k,m}$ ορίζεται από τη σχέση (3.1) ως:

$$h_{k,m} = \hat{h}_{k,m} + \Delta_{k,m} \quad (3.1)$$

όπου $\hat{h}_{k,m}$ είναι το εκτιμώμενο κανάλι (estimated channel) και $\Delta_{k,m}$ είναι το σφάλμα εκτίμησης (πρόσθετος Gaussian θόρυβος).

Για να υλοποιηθεί σωστά η ιδιότητα της υπέρθεσης (superposition) στον αέρα, απαιτείται ξεχωριστό κανάλι για κάθε συσκευή, προσαρμοσμένο στη γεωμετρία του συστήματος. Δηλαδή, κάθε συσκευή έχει το δικό της κανάλι, το οποίο εξαρτάται από:

- Τη θέση της στο χώρο
- Την απόσταση από τον δέκτη
- Τις επιδράσεις σκίασης (shadowing) και τις μεταβαλλόμενες διακυμάνσεις της ισχύος του σήματος (small-scale fading)

Η διαδικασία μοντελοποίησης του εκτιμώμενου καναλιού μεταξύ των συσκευών και του edge server βασίζεται σε δύο βασικούς μηχανισμούς εξασθένησης σήματος [47]:

- την εξασθένηση μεγάλης κλίμακας (large-scale fading) φ_k και
- την εξασθένηση μικρής κλίμακας (small-scale fading) ρ_k .

Όπως αναφέρεται στο [47], η εξασθένηση μεγάλης κλίμακας περιγράφει τη μείωση της ισχύος του σήματος καθώς αυτό διαδίδεται μέσα στο περιβάλλον και περιλαμβάνει την απώλεια ισχύος λόγω απόστασης (path loss), δηλαδή τη σταδιακή εξασθένηση του σήματος όσο αυξάνεται η απόσταση μεταξύ πομπού και δέκτη και το φαινόμενο της σκίασης (shadowing), που προκύπτει από μεγάλα εμπόδια (π.χ. τοίχους, κτίρια, δέντρα) τα οποία προκαλούν τυχαίες μεταβολές στην ισχύ του σήματος. Η εξασθένηση μικρής κλίμακας ρ_k αποτυπώνει τις ταχύτατες και συνεχώς μεταβαλλόμενες διακυμάνσεις της ισχύος του σήματος σε επίπεδο πολλαπλών διαδρομών (multipath), οι οποίες προκύπτουν από την ανάκλαση, διάχυση ή περίθλαση του σήματος πάνω σε μικροδομές του περιβάλλοντος (όπως τοίχοι, έπιπλα, ανθρώπινα σώματα) [47].

Η σύνθετη αναπαράσταση του εκτιμώμενου καναλιού για κάθε συσκευή προκύπτει από τη σχέση (3.2):

$$h_k = \varphi_k \cdot \rho_k \quad (3.2)$$

Για την επέκταση της υλοποίησης του καναλιού σε πιο ρεαλιστική βάση και ακολουθώντας τη μεθοδολογία του [36], μοντελοποιείται επιπρόσθετα και η ατελής γνώση καναλιού (Imperfect CSI). Συγκεκριμένα, όπως ορίστηκε στη σχέση (3.1), το πραγματικό κανάλι θεωρείται ως το άθροισμα του εκτιμώμενου καναλιού και της αβεβαιότητας στην εκτίμηση, που εισάγεται μέσω της προσθήκης ενός στοχαστικού Gaussian θορύβου στο εκτιμώμενο κανάλι. Ο όρος σφάλμα $\Delta_{k,m}$ αντιπροσωπεύει την αβεβαιότητα που προκύπτει από περιορισμούς στην πληροφορία του καναλιού και ακολουθεί κανονική κατανομή $\Delta h_{k,m} \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_m^2 \cdot I_N)$, όπου σ_m^2 είναι η διασπορά του σφάλματος εκτίμησης για τον υποφορέα m και I_N είναι η μοναδιαία μήτρα (δηλαδή διαγώνια μήτρα με μονάδες στη κύρια διαγώνιο), με το N να αντιστοιχεί στον αριθμό των κεραιών του edge server.

Η παραπάνω διαδικασία εφαρμόζεται για κάθε υποφορέα και κάθε συσκευή.

3.2 Σχεδιασμός και Υλοποίηση Beamforming

Έχοντας ήδη περιγράψει τον μηχανισμό λειτουργίας του AirComp και τη βασική εξίσωση συνάθροισης όπως δίνεται στη Σχέση (2.14), η παρούσα ενότητα επικεντρώνεται στον σχεδιασμό και τη μαθηματική διατύπωση του beamforming στο δέκτη, με στόχο την ανάκτηση του επιθυμητού συνόλου χαρακτηριστικών. Ο beamformer λειτουργεί σαν ένα φίλτρο που συνδυάζει τα σήματα από τις διάφορες

κεραίες με κατάλληλους συντελεστές, δημιουργώντας έναν «σταθμισμένο μέσο όρο» των λήψεων (γραμμικό συνδυασμό). Ο στόχος αυτής της διαδικασίας είναι να ενισχυθεί η συνιστώσα του σήματος που προέρχεται από την κατεύθυνση του επιθυμητού πομπού (επιθυμητή χωρική συνιστώσα), απομονώνοντας την από παρεμβολές ή ανεπιθύμητες κατευθύνσεις [35], [47], [48], [49].

Το κεντρικό σημείο λήψης (δηλαδή ο edge server) θεωρείται ότι είναι εξοπλισμένο με N_r κεραίες, ενώ κάθε μία από τις K συσκευές διαθέτει μία και μόνο κεραία εκπομπής. Η τοπολογία αυτή αντιστοιχεί σε ένα σύστημα επικοινωνίας με μία είσοδο και πολλαπλές εξόδους (SIMO). Κατά την μετάδοση του χαρακτηριστικού $x_k(m)$ από τη συσκευή k , το σήμα φτάνει στον δέκτη μέσω ενός καναλιού $h_{k,m} \in \mathbb{C}^{N_r \times 1}$ το οποίο περιγράφει τη σύνδεση με κάθε μία από τις κεραίες λήψης. Εξαιτίας των διαφορετικών διαδρομών διάδοσης (multipath fading) [47], [48], της γεωμετρίας του περιβάλλοντος και της σχετικής θέσης πομπού-δέκτη, το ίδιο σήμα φτάνει σε κάθε κεραία με διαφορετική ενίσχυση, καθυστέρηση και φάση. Αυτές οι διαφοροποιήσεις με την οποία φτάνει το σήμα σε κάθε κεραία οφείλονται στο γεγονός ότι το σήμα ακολουθεί διαφορετικές διαδρομές στο χώρο, ανακλάται από τοίχους, αντικείμενα ή και ανθρώπους. Όλα αυτά αντικατοπτρίζουν τη χωρική ποικιλομορφία του καναλιού και έχει ως αποτέλεσμα κάθε κεραία να «βλέπει» το σήμα από διαφορετική γωνία ή από διαφορετική διαδρομή. Συνεπώς κάθε κεραία του δέκτη λαμβάνει μια γραμμικά ανεξάρτητη εκδοχή του ίδιου συνολικού υπερτιθέμενου σήματος, με συντελεστές που εξαρτώνται από το κανάλι, την απόσταση και τη χωρική κατανομή της ενέργειας [13], [35], [47], [48], [49].

Η παρουσία πολλαπλών κεραιών δίνει στο σύστημα περισσότερους βαθμούς ελευθερίας κατά την επεξεργασία του σήματος. Μέσω του beamforming, το σύστημα μπορεί να «στρέψει την προσοχή του» προς την κατεύθυνση του επιθυμητού σήματος, ενισχύοντάς το, ενώ παράλληλα μειώνει την επίδραση παρεμβολών ή θορύβου από άλλες κατευθύνσεις [47], [48], [49]. Το beamforming φίλτρο f_m λειτουργεί ως διάνυσμα βαρών που εφαρμόζεται στο λαμβανόμενο σήμα $y(m)$, παράγοντας στο τέλος μια ενιαία τιμή, το οποίο συγκεντρώνει τις χρήσιμες πληροφορίες από όλες τις κεραίες και προκύπτει από τη σχέση (3.3).

$$\hat{x}(m) = f_m^H y(m) \quad (3.3)$$

Η διαδικασία μοντελοποίησης του φίλτρου f_m ακολουθεί τη μεθοδολογία που προτείνεται και εφαρμόζεται από τους συγγραφείς του [13], και η οποία βασίζεται στη βελτιστοποίηση ενός κατάλληλου κριτηρίου ακρίβειας εκτίμησης υπό θορυβώδεις συνθήκες. Η επιλογή του beamformer γίνεται με γνώμονα την ελαχιστοποίηση της παραμόρφωσης κατά την ανάκτηση του συνδυασμένου σήματος, λαμβάνοντας υπόψη το συλλογικό αποτύπωμα του καναλιού (effective CSI), τον θόρυβο και τους περιορισμούς ισχύος ανά χρήστη.

Οι συγγραφείς του [13] ορίζουν την αποτελεσματική πληροφορία της κατάστασης του καναλιού (effective CSI) και τη χρήση της για τον υπολογισμό του κανονικοποιημένου beamformer F^* , η οποία βασίζεται σε ένα μοντέλο που αποτυπώνει την επίδραση όλων των χρηστών στο σύστημα. Η συνολική ποιότητα του καναλιού καταγράφεται ως G και ορίζεται από τη σχέση (3.4) ως:

$$G = \sum_{k=1}^K \lambda_{\min}(\Sigma_k^2) U_k U_k^H \quad (3.4)$$

Ο πίνακας $G \in \mathbb{C}^{N_r \times N_r}$ αναπαριστά και συνοψίζει τη χωρική πληροφορία από όλα τα κανάλια των χρηστών. Η ποσότητα αυτή είναι το “effective channel”, δηλαδή η συνολική εικόνα που προκύπτει από όλα τα κανάλια, καθώς ενσωματώνει τη συνεισφορά όλων των καναλιών. Το κυρίαρχο ιδιάζον διάνυσμα (το πρώτο από το SVD) δείχνει την κατεύθυνση που έχει την περισσότερη ενέργεια.

Έχοντας H_k ως το κανάλι για κάθε χαρακτηριστικό, αυτό υποβάλλεται σε SVD με τη σχέση (3.5):

$$H_k = U_k \Sigma_k V_k^H \quad (3.5)$$

Η SVD μάς δίνει έναν γεωμετρικό διαχωρισμό του καναλιού σε κατευθύνσεις (υποχώρους) και ισχύ. Η σχέση αυτή διαχωρίζει το κανάλι σε τρεις βασικούς παράγοντες, όπου:

- $U_k \in \mathbb{C}^{N_r \times r_k}$: είναι τα αριστερά ιδιάζοντα διανύσματα που αντιπροσωπεύουν τις κατευθύνσεις της λήψης, ήτοι δείχνουν προς ποιες χωρικές κατευθύνσεις “καταλήγει” το σήμα στις κεραίες του δέκτη.
- $\Sigma_k \in \mathbb{R}^{N_r \times N_t}$: είναι ο διαγώνιος πίνακας με τις ιδιάζουσες τιμές (singular values), που εκφράζουν την ισχύ ή την ποιότητα των διαύλων μετάδοσης μέσα στο κανάλι. Κάθε τιμή αντιστοιχεί σε μία επιμέρους διαδρομή μετάδοσης του σήματος και δείχνει πόσο αποτελεσματικά μπορεί να περάσει το σήμα μέσω αυτής της διαδρομής.
- $V_k^H \in \mathbb{C}^{N_t \times N_t}$: είναι τα δεξιά ιδιάζοντα διανύσματα τα οποία περιγράφουν τις κατευθύνσεις εκπομπής από την πλευρά του πομπού. Δηλαδή, αποτυπώνουν πώς πρέπει να διαμορφωθεί το σήμα πριν εκπεμφθεί, ώστε να ευθυγραμμιστεί σωστά με το κανάλι [40], [41], [42].

Επιστρέφοντας στον πίνακα G , ο όρος $\lambda_{\min}(\Sigma_k^2)$ σημαίνει ότι από τον διαγώνιο πίνακα των ιδιάζουσων τιμών, λαμβάνουμε το τετράγωνο της μικρότερης(ελάχιστης) ιδιάζουσας τιμής, η οποία εκφράζει την ισχύ της ασθενέστερης κατεύθυνσης διάδοσης του καναλιού του χρήστη k . Η χρήση της μικρότερης ιδιάζουσας τιμής δίνει συντηρητική στάθμιση της συμβολής κάθε χρήστη και μπορεί να θεωρηθεί ως το «χειρότερο σενάριο» για τη λήψη του σήματος. Η προβολή $U_k U_k^H$ αναδεικνύει τον χώρο στον οποίο δρα το κανάλι του k και παράγεται από τα αριστερά ιδιάζοντα διανύσματα του H_k . Ουσιαστικά, το G είναι το effective channel, που συσσωρεύει την πληροφορία από όλα τα κανάλια και αποτυπώνει τον υποχώρο του καναλιού όλων των χρηστών, με βάρη τις αδύναμες κατευθύνσεις.

Οι συγγραφείς του [13] αναφέρουν ότι η τελική εξαγωγή του κανονικοποιημένου beamformer F^* , ο οποίος χρησιμοποιείται ως δέκτης εξισορρόπησης (equalizer), μπορεί να υπολογιστεί χωρίς να απαιτείται πλήρης γνώση του καναλιού (CSI), αλλά μέσω του effective CSI G . Συγκεκριμένα αρχικά υπολογίζουμε την SVD του G η οποία δίνεται από τη σχέση (3.6) παρακάτω:

$$G = V_G \Sigma_G V_G^H \quad (3.6)$$

Ο πίνακας $V_G \in \mathbb{C}^{N_r \times N_r}$ περιέχει ως στήλες τις κύριες χωρικές κατευθύνσεις του συλλογικού καναλιού. Από αυτές, επιλέγονται οι πρώτες L στήλες, οι οποίες αντιστοιχούν στις πιο σημαντικές διαστάσεις του διαστήματος όπου συγκεντρώνεται το χρήσιμο σήμα. Έτσι, ο βέλτιστος beamformer F^* δίνεται από τη σχέση (3.7) :

$$F^* = [V_G]_{\{:,1:L\}} \quad (3.7)$$

Δηλαδή, το beamforming βασίζεται στην επιλογή των L σημαντικότερων “αξόνων” του διανυσματικού χώρου του καναλιού, εκεί όπου το σήμα εμφανίζει τη μεγαλύτερη ισχύ ή συνέπεια. Η επιλογή αυτή επιτρέπει στο δέκτη να εστιάσει στις πιο αξιόπιστες χωρικές συνιστώσες, αγνοώντας τις λιγότερο σημαντικές ή θορυβώδεις διαστάσεις [40], [41], [42].

Από τη στιγμή που η τοπολογία αυτού του συστήματος αντιστοιχεί σε ένα SIMO μοντέλο επικοινωνίας, υπάρχει μία μόνο κεραία στον πομπό κι έτσι το κανάλι (για κάθε υποφορέα) $h_{k,m} \in \mathbb{C}^{N_r \times 1}$, είναι διάνυσμα και όχι πίνακας όπως θα συνέβαινε σε MIMO τοπολογία. Αυτό συνεπάγεται ότι η έξοδος του καναλιού για κάθε υποφορέα είναι μονοδιάστατη (scalar), και κατά συνέπεια, η χρήση beamformer με διαστάσεις $L > 1$ θα οδηγούσε σε πολυδιάστατη έξοδο, η οποία δεν είναι συμβατή με την επιθυμητή

δομή της εξόδου. Για τον λόγο αυτό, υλοποιείται beamforming ανά υποφορέα, με στόχο την εξαγωγή ενός διανύσματος $f^* \in \mathbb{C}^{N_r \times 1}$, το οποίο επιλέγεται ώστε να μεγιστοποιεί την ενέργεια της λήψης για τον αντίστοιχο υποφορέα, διατηρώντας μόνο την πρώτη ιδιοκατεύθυνση από την SVD του effective channel matrix G . Αυτή αντιστοιχεί στη μεγαλύτερη ιδιάζουσα τιμή και περιέχει τη μεγαλύτερη ποσότητα πληροφορίας/ενέργειας. Κατόπιν και πάντα ακολουθώντας την προσέγγιση του [13], το εξαγόμενο $f^* \in \mathbb{C}^{N_r \times 1}$ κανονικοποιείται.

Στη συνέχεια εφαρμόζεται σταθμιστική προσαρμογή (denoising scaling) στον beamformer, με σκοπό την εξισορρόπηση της επίδρασης των χρηστών στον τελικό συνδυασμένο υπολογισμό. Ο παράγοντας αυτός δίνεται από τη σχέση (3.8) :

$$\eta^* = \max_k \frac{1}{P_0} \cdot \text{tr} \left((F^H H_k H_k^H F)^{-1} \right) \quad (3.8)$$

όπου:

- $F \in \mathbb{C}^{N_r \times L}$: είναι ο κανονικοποιημένος beamformer,
- $H_k \in \mathbb{C}^{N_r \times N_t}$: είναι το κανάλι για τον χρήστη k με πολλαπλές κεραιές στον πομπό και τον δέκτη (Multiple Input Multiple Output MIMO).
- P_0 : Ισχύς μετάδοσης (ονομαστική ή μέγιστη).
- $\text{tr}(\cdot)$: Ίχνος πίνακα (άθροισμα διαγωνίων στοιχείων).
- $(F^H H_k H_k^H F)^{-1}$: αντίστροφος πίνακας του effective gain για τον χρήστη k .

Ο παράγοντας η^* είναι ένας ενισχυτικός συντελεστής με τον οποίο πολλαπλασιάζεται ο beamformer ώστε να καταπολεμηθεί η επίδραση του καναλιού και του θορύβου και να ελαχιστοποιηθεί το Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (Mean Squared Error MSE) στην έξοδο. Ο όρος με το ίχνος και την αντιστροφή μετρά πόσο "εύκολα" διαπερνά το σήμα από τον χρήστη k τη σύνθετη διαδρομή καναλιού-δέκτη. Ο μεγαλύτερος τέτοιος όρος υπαγορεύει τη χειρότερη συνθήκη(worst-case) που πρέπει να ενισχυθεί με την επιλογή η^* .

Στη περίπτωση SIMO κάθε χρήστης έχει μία κεραιά $N_t = 1$. Αντιθέτως, ο δέκτης διαθέτει πολλαπλές κεραιές λήψης, συγκεκριμένα $N_r = N$ κεραιές. Συνεπώς, το κανάλι μεταξύ κάθε υποφορέα (της κάθε συσκευής) και του δέκτη περιγράφεται από ένα διάνυσμα $h_k \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ και όχι πίνακα. Το κανάλι κάθε υποφορέα είναι δηλαδή διάνυσμα μήκους ίσου με τον αριθμό των κεραιών του δέκτη. Αντίστοιχα και ο beamformer είναι κι αυτός διάνυσμα $f \in \mathbb{C}^{N_r \times 1}$. Συνεπώς ακολουθώντας μαθηματικά τους υπολογισμούς του παράγοντα εντός του ίχνους της σχέσης (3.8) διαπιστώνουμε ότι $f^H H_k \in \mathbb{C}^{1 \times N_t}$ αλλά και $H_k^H f \in \mathbb{C}^{N_t \times 1}$ και κατ' επέκταση όπως φαίνεται στη σχέση (3.9), ολόκληρος ο παράγοντας είναι ένας scalar παράγοντας:

$$f^H H_k H_k^H f \in \mathbb{C}^{1 \times 1} \quad (3.9)$$

Συνεχίζοντας τη απλοποίηση καταλήγουμε στη σχέση (3.10):

$$f^H h_k h_k^H f = (f^H h_k) \cdot (h_k^H f) = |f^H h_k|^2 \in \mathbb{C}^{1 \times 1} \quad (3.10)$$

ήτοι πρόκειται για τετραγωνικό μέτρο. Συνεχίζοντας, γνωρίζουμε ότι το ίχνος (trace) ενός πίνακα είναι το άθροισμα των διαγωνίων στοιχείων ενός τετραγωνικού πίνακα που δίνεται από τη σχέση (3.11) :

$$\text{tr}(A) = \sum_{i=1}^n A_{ii} \quad (3.11)$$

Επομένως το ίχνος είναι το άθροισμα των ιδιοτιμών αυτού του πίνακα (ή πιο απλά, το άθροισμα των τιμών του όταν είναι διαγώνιος). Αλλά επειδή ο παράγοντας του οποίου πρέπει να υπολογιστεί το ίχνος είναι scalar, το ίχνος του scalar είναι ο ίδιος ο scalar. Έτσι έχουμε τη σχέση (3.12):

$$\text{tr}(f^H h_k h_k^H f) = |f^H h_k|^2 \quad (3.12)$$

Αντικαθιστώντας στην αρχική έκφραση, η αντιστροφή του πίνακα του όρου $(F^H H_k H_k^H F)^{-1}$ είναι απλά η αντιστροφή του scalar και έχουμε τη σχέση (3.13):

$$(f^H h_k h_k^H f)^{-1} = \frac{1}{|f^H h_k|^2} \quad (3.13)$$

Και συνολικά ο denoising factor απλοποιείται βήμα-βήμα στη σχέση (3.14):

$$\eta^* = \max_k \frac{1}{P_0} \cdot \frac{1}{|f^H h_k|^2} \quad (3.14)$$

Η ισοδύναμη υπολογίζεται με τη σχέση (3.15):

$$\eta^* = \max_k \frac{1}{P_0 \cdot |f^H h_k|^2} \quad (3.15)$$

Έχοντας επιλέξει ως αρχικό beamformer το κυρίαρχο ιδιάζον διάνυσμα του effective channel matrix G , εφαρμόζεται κατάλληλη κλιμάκωση μέσω του μέγιστου denoising factor η^* , ώστε να επιτευχθεί εξισορρόπηση της επίδρασης των συσκευών. Η κλιμάκωση αυτή επιτρέπει στον beamformer να λειτουργεί ως φίλτρο Ελαχιστοποίησης της Μέσης Τετραγωνικής Απόκλισης (Minimum Mean Squared Error MMSE) κατά την ανακατασκευή των μεταδιδόμενων χαρακτηριστικών, μειώνοντας την επίδραση του θορύβου και βελτιώνοντας τη συνολική ακρίβεια του υπολογισμού. Στα πλαίσια εκτίμησης ή ανακατασκευής ενός σήματος, το MMSE φίλτρο είναι ο γραμμικός μετασχηματισμός (beamformer) που ελαχιστοποιεί την προσδοκώμενη τιμή $E[|z - \hat{z}|^2]$, όπου \mathbf{z} είναι το πραγματικό σήμα που θέλουμε να ανακτήσουμε (π.χ. άθροισμα των χαρακτηριστικών) και το $\hat{z} = f^H y$ είναι η εκτίμησή του μέσω beamforming. Η τελική μορφή του beamformer δίνεται από τη σχέση (3.16):

$$f_m^* = \sqrt{\eta} \cdot f_m \quad (3.16)$$

3.3 Σχεδιασμός και Υλοποίηση Precoding

Έχοντας ολοκληρώσει τον σχεδιασμό του beamforming, με στόχο την ευθυγράμμιση και την ενίσχυση της κυρίαρχης χωρικής συνιστώσας των σημάτων, η ενότητα αυτή επικεντρώνεται στον σχεδιασμό του precoding στην πλευρά των συσκευών, με βάση τις χωρικές ιδιότητες του καναλιού και τον εκ των προτέρων σχεδιασμένο beamformer. Οι precoders διαμορφώνονται με τέτοιο τρόπο ώστε να "αντιστρέφουν" την επίδραση του καναλιού, ακολουθώντας τη λογική του MMSE δέκτη αλλά από την πλευρά του πομπού και καθορίζουν τον τρόπο με τον οποίο κάθε συσκευή θα προσαρμόσει τη μετάδοσή της, ώστε να συμβάλει αποτελεσματικά και συνεργατικά στον τελικό συνδυασμό και την ελαχιστοποίηση της παρεμβολής. Στόχος του είναι η αντιστάθμιση των διαφορών στα κανάλια των συσκευών, μέσω κατάλληλης προσαρμογής φάσης και πλάτους, ώστε τα σήματα να ευθυγραμμιστούν χωρικά με τον beamformer του δέκτη [47], [48], [49].

Αφού έχει προηγηθεί ο υπολογισμός του beamformer στον δέκτη, ακολουθεί ο σχεδιασμός των precoders στην πλευρά των συσκευών, σύμφωνα με τη μεθοδολογία που προτείνεται από τους συγγραφείς του [13]. Οι precoders για κάθε συσκευή k υπολογίζονται από τη σχέση (3.17) :

$$B_k^* = (F^H H_k)^H (F^H H_k H_k^H F)^{-1} \quad (3.17)$$

Όπως αναφέρεται στο [13], η παραπάνω έκφραση προκύπτει από την αρχή της ακύρωσης παρεμβολών (zero-forcing) και αποσκοπεί στο να προσδιοριστούν οι precoders που θα ευθυγραμμίσουν τα σήματα των χρηστών με τέτοιο τρόπο, ώστε να εξασφαλίζεται ότι δεν υπάρχει παρεμβολή μεταξύ των σημάτων από διαφορετικές συσκευές. Λαμβάνοντας και πάλι υπόψη ότι η τοπολογία αυτού του συστήματος αντιστοιχεί σε ένα SIMO (Single-Input Multiple-Output) μοντέλο επικοινωνίας, σε κάθε συσκευή υπάρχει μία μόνο κεραία εκπομπής, όπως είδαμε και κατά την υλοποίηση των beamformers το κανάλι $h_{k,m} \in \mathbb{C}^{N_r \times 1}$ και οι beamformers $f^* \in \mathbb{C}^{N_r \times 1}$ ανά υποφορέα είναι διανύσματα. Αυτό επιτρέπει την απλοποίηση της σχέσης (3.17) στην ακόλουθη μορφή (3.18):

$$B_k^* = (f^H h_k)^H \cdot (f^H h_k h_k^H f)^{-1} \quad (3.18)$$

Αξιοποιώντας το γεγονός ότι οι όροι $f^H h_k$ και $f^H h_k h_k^H f$ είναι scalar, όπως είχε ήδη επισημανθεί στη σχέση (3.9) και παίρνοντας τον ανάστροφο του δεύτερου όρου όπως ορίζει η σχέση, η παραπάνω έκφραση απλοποιείται περαιτέρω στην τελική και πλήρως αναλυτική μορφή (3.19):

$$b_k^* = \frac{(f^H h_k)^H}{f^H h_k h_k^H f} \quad (3.19)$$

Ο τελικός precoder $b_{k,m}$ που αντιστοιχεί σε κάθε χαρακτηριστικό του διανύσματος της συσκευής k είναι συνεπώς ένας καθαρά μιγαδικός scalar, ο οποίος λειτουργεί ως προσαρμοστικός συντελεστής προαντιστάθμισης, ώστε το εκπεμπόμενο σήμα να φτάσει στον δέκτη με σωστή φάση και πλάτος σε σχέση με τον beamformer f^* . Αυτή η scalar φύση του precoder συνάδει πλήρως με την αρχιτεκτονική SIMO του συστήματος.

3.4 Βελτιστοποίηση Beamformer και Precoders βάσει Discriminant Gain

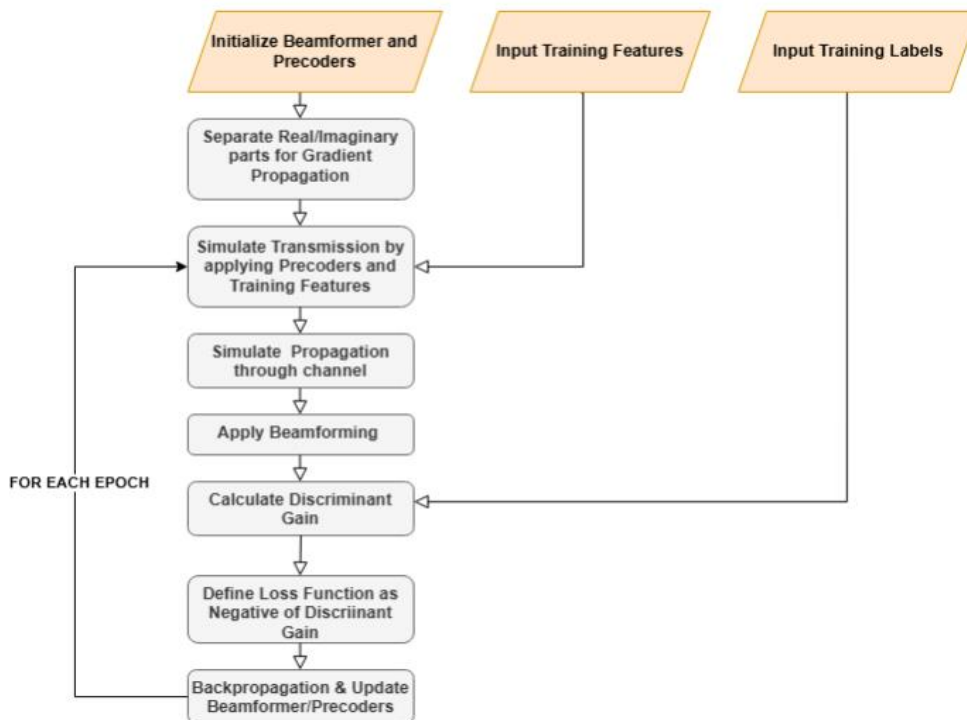
Αφού πραγματοποιηθεί η αρχικοποίηση των beamformers και precoders μέσω των θεωρητικών εξισώσεων που εξασφαλίζουν την επιθυμητή ευθυγράμμιση, η παρούσα εργασία επεκτείνει την απόδοση του συστήματος εφαρμόζοντας μια διαδικασία βελτιστοποίησης αυτών με βάση τα πραγματικά δείγματα του συνόλου εκπαίδευσης. Ο στατικός σχεδιασμός αυτών των φίλτρων δεν λαμβάνει υπόψη διαφοροποιήσεις μεταξύ των καναλιών, ενεργειακούς περιορισμούς ανά συσκευή, αλλά και τη συνεισφορά κάθε συσκευής στην ακρίβεια του τελικού υπολογισμού. Για τον λόγο αυτό, η επόμενη ενότητα επικεντρώνεται σε μια στοχευμένη διαδικασία βελτιστοποίησης των precoders και του beamformer, με γνώμονα το μέγιστο διαχωριστικό κέρδος (Discriminant Gain). Ο στόχος είναι να βελτιωθεί η διακριτική ικανότητα του συστήματος, δηλαδή η δυνατότητα διάκρισης των τάξεων/σημάτων.

Χρησιμοποιώντας τα δεδομένα από το σύνολο εκπαίδευσης που υπάρχουν offline στον εξυπηρετητή άκρου, η διαδικασία αυτή στοχεύει στην αναπροσαρμογή των συντελεστών beamforming f_m και precoding $b_{k,m}$ με τέτοιο τρόπο ώστε να μεγιστοποιείται η διαχωριστική ικανότητα μεταξύ των κλάσεων (κατηγοριών κίνησης) που υπάρχουν. Η βελτιστοποίηση υλοποιείται με κριτήριο το

διαχωριστικό κέρδος (discriminant gain), μια μετρική που χρησιμοποιείται για να ποσοτικοποιήσει το πόσο καλά διαχωρίζονται οι κλάσεις ή τα σήματα και σχετίζεται με το πόσο ευδιάκριτες είναι οι προβολές διαφορετικών κατηγοριών [5], [6], [34]. Όσον αφορά τους beamformers και precoders, το διαχωριστικό κέρδος αναπαριστά το βαθμό στον οποίο αυτοί οι παράγοντες επιτρέπουν την ενίσχυση των διαχωριστικών χαρακτηριστικών, ώστε η τελική έξοδος να διευκολύνει την ταξινόμηση ή την αναγνώριση.

Η διαδικασία στηρίζεται σε μια συνάρτηση διαχωριστικού κέρδους, η οποία ενσωματώνεται ως συνάρτηση στόχου που πρέπει να βελτιστοποιηθεί (να μεγιστοποιηθεί ή να ελαχιστοποιηθεί), με τη χρήση αλγορίθμου κατιούσας κλίσης (gradient descent). Συγκεκριμένα στοχεύει στη βαθμιαία ελαχιστοποίηση της συνάρτησης κόστους μέσω επαναληπτικής ενημέρωσης των παραμέτρων στην κατεύθυνση της αντίθετης κλίσης, χρησιμοποιώντας τις μερικές παραγωγίσεις της συνάρτησης στόχου ως προς τις παραμέτρους του μοντέλου, για το πώς πρέπει να μεταβληθούν οι παράμετροι (στην προκειμένη περίπτωση οι beamformer και precoders) ώστε να βελτιωθεί η τιμή της συνάρτησης στόχου [50], [51].

Η μέθοδος, η οποία αποτυπώνεται στο διάγραμμα του Σχήματος 3.1, ξεκινά με την αρχικοποίηση των beamformer και precoders μέσω των σχεδιασμών που αναφέρθηκαν παραπάνω, οι οποίοι διαχωρίζονται σε πραγματικά και φανταστικά μέρη ώστε να μπορούν να συμμετέχουν σε διαδικασία υπολογισμού παραγών (gradient propagation) για τη βελτιστοποίησή τους μέσω διάδοσης προς τα πίσω (backpropagation). Αυτό επιτρέπει τη χρήση βελτιστοποιητών (optimizers) gradient-based, όπως ο Adam (Adaptive Moments estimations) ο οποίος βασίζεται σε παραγώγους για να καθορίσει τη βέλτιστη κατεύθυνση και το μέγεθος της ενημέρωσης των παραμέτρων, με στόχο τη μεγιστοποίηση της συνάρτησης στόχου. Συγκεκριμένα, ο Adam υπολογίζει προσαρμοστικούς ρυθμούς μάθησης για κάθε παράμετρο, μέσω της συνεχούς παρακολούθησης και εκτίμησης της μέσης τιμής (πρώτης στιγμής) και της διακύμανσης (δεύτερης στιγμής) των παραγών κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης [50]. Στην παρούσα εργασία, ο Adam αξιοποιείται για να μεγιστοποιηθεί το διαχωριστικό κέρδος.



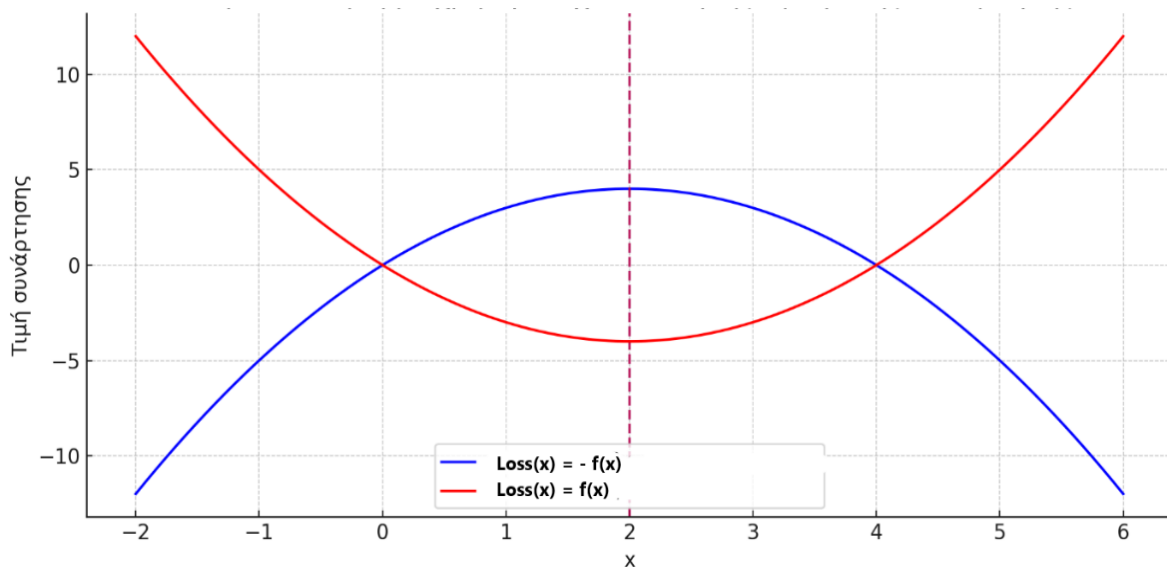
Σχήμα 3.1: Διάγραμμα ροής Βελτιστοποίησης Beamformer και Precoders

Η υπόλοιπη διαδικασία περιλαμβάνει τα κάτωθι κατά σειρά βήματα:

- Εισαγωγή των χαρακτηριστικών εκπαίδευσης X_{train} και των αντίστοιχων ετικετών Y_{train} ως είσοδοι, με στόχο την αξιολόγηση της ποιότητας προβολής των δεδομένων στο beamformed σύστημα.
- Προσομοίωση της μετάδοσης κάθε χαρακτηριστικού με την εφαρμογή του αντίστοιχου precoding για κάθε συσκευή, ώστε να παραχθούν τα μεταδιδόμενα σήματα.
- Μοντελοποίηση της διάδοσης μέσω του καναλιού για κάθε συσκευή ξεχωριστά και συλλογή όλων των σημάτων στον δέκτη.
- Εφαρμογή beamforming στον δέκτη, για κάθε υποφορέα ξεχωριστά, ώστε να εξαχθεί το παρατηρούμενο χαρακτηριστικό ανά δείγμα, το οποίο θα χρησιμοποιηθεί για την αξιολόγηση της διαχωρισιμότητας των προβολών ανάμεσα στις κλάσεις.
- Υπολογισμός του discriminant gain, ο οποίος βασίζεται στη διασπορά μεταξύ των διαφορετικών κλάσεων και στην συνοχή των παρατηρούμενων χαρακτηριστικών εντός της ίδιας κλάσης, με σκοπό να ενισχυθεί η διακριτότητα μεταξύ των κλάσεων. Ο στόχος είναι να μεγιστοποιηθεί αυτό το κριτήριο, το οποίο μετατρέπεται σε αρνητικό gain για τους σκοπούς της βελτιστοποίησης. Η ποιότητα του beamformed σήματος αξιολογείται μέσω της συνάρτησης discriminant gain, η οποία βασίζεται στην ευκλείδεια απόσταση μεταξύ των μέσων όρων των προβολών κάθε κλάσης. Στην υλοποίηση υπολογίζεται το μέσο τετράγωνο της ευκλείδειας απόστασης (στον μιγαδικό χώρο) μεταξύ όλων των ζευγών μέσων όρων των κλάσεων (class-wise means) του beamformed σήματος. Συγκεκριμένα, αν $\mu_c \in \mathcal{C}^M$ είναι ο μέσος όρος προβολών της κλάσης C , τότε το συνολικό gain δίνεται από τη σχέση (3.20) που αναφέρεται στα [5], [34]:

$$Gain = \frac{2}{C(C-1)} \sum_{i=1}^C \sum_{j=i+1}^C |\mu_i - \mu_j|_2^2 \quad (3.20)$$

όπου το μέτρο είναι το άθροισμα των τετραγώνων πραγματικού και φανταστικού μέρους.



Σχήμα 3.2: Απεικόνιση συνάρτησης κόστους

- Ορισμός της συνάρτησης κόστους (loss function) ως το αρνητικό του discriminant gain, έτσι ώστε η μεγιστοποίηση του διαχωριστικού κέρδους (discriminant gain) να μεταφράζεται σε ελαχιστοποίηση της loss function. Οι optimizers είναι αλγόριθμοι ελαχιστοποίησης. Όπως φαίνεται και στο διάγραμμα του Σχήματος 3.2 παραπάνω, για να μεγιστοποιηθεί ένας παράγοντας όπως το discriminant gain, ορίζεται η συνάρτηση κόστους ως το αρνητικό του. Η βελτιστοποίηση πραγματοποιείται μέσω επαναληπτικής διαδικασίας gradient descent, όπου τα παράγωγα της συνάρτησης κόστους υπολογίζονται με backpropagation και οι παράμετροι του συστήματος (beamformer, precoders) ενημερώνονται μέσω του Adam optimizer, με στόχο τη βελτίωση της διαχωρισιμότητας μεταξύ των κλάσεων.

Η ως άνω διαδικασία επαναλαμβάνεται για προκαθορισμένο αριθμό επαναλήψεων (epochs), με σκοπό να επιτευχθεί σταδιακή σύγκλιση σε τιμές των $b_{k,m}$ και f_m που να είναι βέλτιστες για την τρέχουσα κατανομή των δεδομένων. Η τελική έξοδος της διαδικασίας είναι ένας επαναληπτικά υπολογισμένος και βελτιστοποιημένος πίνακας precoders και ένας πίνακας beamformers, οι οποίοι είναι πλήρως εναρμονισμένοι με το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης, ενισχύοντας την απόδοση του AirComp σχήματος ως προς την ακρίβεια.

3.5 Περιορισμός ισχύος μετάδοσης και ενεργειακής κατανάλωσης

Στην παρούσα ενότητα σχεδιάζεται και υλοποιείται η διαχείριση και ο περιορισμός της ισχύος εκπομπής των καταναλωμένων συσκευών, καθώς και της ενεργειακής κατανάλωσης αυτών. Σε συστήματα όπου πολλαπλές συσκευές μεταδίδουν ταυτόχρονα τα τοπικά τους δεδομένα με σκοπό την εκτέλεση ενός συλλογικού υπολογισμού στο πεδίο των ραδιοσυχνοτήτων, τίθεται ένας περιορισμός στην ισχύ εκπομπής κάθε συσκευής, ώστε να προστατεύεται η σταθερότητα του συστήματος. Ο συνδυασμός του power control με την επιβολή ενεργειακών περιορισμών εξυπηρετεί πολλαπλούς σκοπούς:

- διασφαλίζει την προστασία του καναλιού από υπερβολική ισχύ και φαινόμενα κορεσμού,
- προστατεύει τις τερματικές συσκευές από υπερβολική κατανάλωση, ιδίως σε σενάρια με περιορισμένα αποθέματα ενέργειας και
- εξασφαλίζει τη σταθερότητα του AirComp μηχανισμού, καθώς οποιαδήποτε ανισορροπία στην ενέργεια μετάδοσης μπορεί να οδηγήσει σε ανεπιθύμητη παραμόρφωση του υπολογιστικού αποτελέσματος στο δέκτη.

3.5.1 Περιορισμός ισχύος των precoders

Στο παρόν σύστημα, η διαχείριση και περιορισμός της ισχύος βασίζεται στη θεωρητική διατύπωση του περιορισμού που θέτουν στο σύστημα τους οι συγγραφείς του [6] και δίνεται από τη σχέση (3.21):

$$b_k E(x_k x_k^H) b_k^H \leq P_k \quad (3.21)$$

όπου:

- b_k είναι οι precoders της συσκευής k ,
- x_k είναι το μεταδιδόμενο χαρακτηριστικό,
- P_k είναι το ανώτατο επιτρεπτό όριο ισχύος της συσκευής (μέγιστη διαθέσιμη ισχύς για τη συσκευή) και
- Ο όρος $E(x_k x_k^H)$ αντιπροσωπεύει τη μέση ισχύ των δεδομένων (είναι η στατιστική συνδιακύμανση που ισοδυναμεί με την ισχύ των μεταδιδόμενων δεδομένων) και λειτουργεί ως παράγοντας κανονικοποίησης, ο οποίος υπολογίζεται offline με τη χρήση του συνόλου εκπαίδευσης.

Με αυτόν τον τρόπο, ο edge server διαθέτει εκ των προτέρων γνώση της επίδρασης του κάθε precoder στην τελική ισχύ, γεγονός που του επιτρέπει να επιβάλλει τον περιορισμό ισχύος προληπτικά. Όταν απαιτείται, εφαρμόζεται κατάλληλο μέτρο προσαρμογής ώστε η αποδιδόμενη ισχύς κάθε precoder να διατηρείται εντός του επιτρεπτού ορίου.

Στην ανωτέρω σχέση του περιορισμού ισχύος, περιλαμβάνονται και τα συζυγή διανύσματα των b_k και x_k . Ωστόσο, στην παρούσα υλοποίηση, ο ανωτέρω περιορισμός υπολογίζεται για κάθε χαρακτηριστικό m της κάθε συσκευής k , όπου τα $b_{k,m}$ και $x_{k,m}$ είναι απλοί (μιγαδικοί) αριθμοί και όχι διανύσματα. Στην περίπτωση αυτή, η ανωτέρω σχέση ισοδυναμεί απλώς με την κάτωθι σχέση (3.22):

$$|b_{k,m}|^2 \cdot E \left[|x_{k,m}|^2 \right] \leq P_k \quad (3.22)$$

Δηλαδή, πρόκειται για το μέτρο στο τετράγωνο των αριθμών, που αναπαριστά την πραγματική ισχύ εκπομπής στο χαρακτηριστικό m . Συνεπώς, το συζυγές αφαιρείται για λόγους απλοποίησης της έκφρασης, χωρίς απώλεια γενικότητας.

Με βάση αυτή την παρατήρηση, ο περιορισμός ισχύος αναδιατυπώνεται ως:

$$|b_{k,m}|^2 \leq \hat{P}_{k,m} \quad (3.23)$$

όπου το $\hat{P}_{k,m}$ είναι η μέγιστη διαθέσιμη ισχύς εκπομπής του precoder, που υπολογίζεται από τη σχέση (3.24) :

$$\hat{P}_{k,m} = \frac{P_k}{E \left[|x_{k,m}|^2 \right]} \quad (3.24)$$

όπου πλέον ο όρος $E \left[|x_{k,m}|^2 \right]$ είναι η μέση ισχύς του χαρακτηριστικού m της συσκευής k . Έτσι δίνεται η δυνατότητα για τον εκ των προτέρων ακριβή υπολογισμό του μέγιστου αποδεκτού πλάτους του precoder ανά συσκευή και χαρακτηριστικό. Στην πράξη, ελέγχεται εάν η πραγματική ισχύς του κάθε precoder παραβιάζει το όριο ισχύος και εφαρμόζει κατάλληλο μέτρο προσαρμογής όπου χρειάζεται, ώστε η τελική ισχύς εκπομπής να είναι εγγυημένα εντός ορίου.

Το μέτρο προσαρμογής (scaling) του precoder, ώστε να τηρείται το ενεργειακό όριο εκπομπής του precoder δίνεται από τη σχέση (3.25):

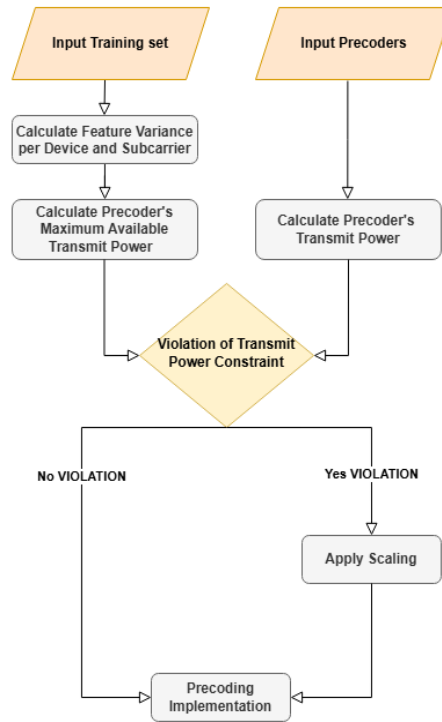
$$\text{scaling}_{k,m} = \sqrt{\left(\frac{\hat{P}_{k,m}}{|b_{k,m}|^2} \right)} \quad (3.25)$$

και η μορφή του precoder που εφαρμόζεται το μέτρο προσαρμογής, όπου αυτό χρειάζεται, δίνεται από τη σχέση (3.26):

$$b_{k,m}^{\text{final}} = b_{k,m} \cdot \text{scaling}_{k,m} \quad (3.26)$$

Συνολικά, η ισχύς που απαιτείται για την εκπομπή ενός χαρακτηριστικού εξαρτάται τόσο από τον συντελεστή precoding που εφαρμόζεται στη συσκευή, όσο και από την εσωτερική στατιστική κατανομή των ίδιων των χαρακτηριστικών, δηλαδή, από την ισχύ των χαρακτηριστικών που πρόκειται να μεταδοθούν. Η συνολική διαδικασία του περιορισμού της ισχύος των precoders, αποτυπώνεται στο διάγραμμα ροής του Σχήματος 3.3.

Ο υπολογισμός της μέσης ισχύος των μεταδιδόμενων χαρακτηριστικών για κάθε συσκευή και κάθε χαρακτηριστικό, πραγματοποιείται με βάση τα δεδομένα του συνόλου εκπαίδευσης. Η διαδικασία



Σχήμα 3.3: Διάγραμμα ροής περιορισμού ισχύος των precoders

αυτή αποτελεί ουσιώδες στάδιο στα συστήματα που εφαρμόζουν τεχνικές όπως AirComp, καθώς η εκ των προτέρων γνώση της στατιστικής ισχύος των μεταδιδόμενων χαρακτηριστικών επιτρέπει τον ορθό σχεδιασμό των precoders υπό περιορισμούς ισχύος εκπομπής.

Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται από το σύνολο εκπαίδευσης, είναι ισομερώς κατανομημένα ανά συσκευή, δηλαδή κάθε συσκευή έχει προσφέρει τον ίδιο αριθμό δειγμάτων. Για κάθε συσκευή υπολογίζεται η μέση ενέργεια κάθε χαρακτηριστικού. Συγκεκριμένα, για κάθε χαρακτηριστικό m , υπολογίζεται από τη σχέση (3.27) το αναμενόμενο:

$$\text{feature variance}_{k,m} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_{i,m}^{(k)}|^2 \quad (3.27)$$

όπου $x_{i,m}^{(k)}$ είναι η τιμή του χαρακτηριστικού m από το δείγμα i της συσκευής k , και N το πλήθος των δειγμάτων ανά συσκευή. Το αποτέλεσμα είναι ένας πίνακας διακυμάνσεων, ο οποίος καταγράφει τη μέση ισχύ κάθε χαρακτηριστικού για κάθε συσκευή ξεχωριστά. Η διακύμανση αυτή, στο πεδίο της επεξεργασίας σήματος, ισοδυναμεί με τη μέση ισχύ εκπομπής των χαρακτηριστικών, εφόσον θεωρήσουμε ότι η ισχύς σχετίζεται με την τετραγωνική τιμή του πλάτους του σήματος.

Στο πλαίσιο του AirComp και OFDM, έχει σημασία η μέση ισχύς ανά χαρακτηριστικό. Δεν χρειάζεται να εξασφαλιστεί ότι κάθε sample τηρεί το όριο, μόνο ότι η μέση ισχύς ανά χρήστη και χαρακτηριστικό είναι κάτω από το όριο.

3.5.2 Περιορισμός ενεργειακής κατανάλωσης

Για τον περιορισμό της ενεργειακής κατανάλωσης σε επίπεδο συσκευής πλέον, σχεδιάζεται και υλοποιείται ένας μηχανισμός επαναληπτικής προσαρμοστικής κλιμάκωσης (adaptive scaling), ο οποίος εφαρμόζεται απευθείας στο προκωδικοποιημένο σήμα κάθε συσκευής. Η υλοποίηση αυτού του μηχανισμού βασίζεται στη θεωρητική διατύπωση του περιορισμού που θέτουν στο σύστημα τους οι

συγγραφείς των [5] και [34]. Σκοπός της διαδικασίας είναι να διασφαλίσει ότι η συνολική ενέργεια που καταναλώνεται από κάθε συσκευή, λαμβάνοντας υπόψη τη σταθερή ενέργεια για sensing και επεξεργασία καθώς και την ενέργεια που απαιτείται για τη μετάδοση των προκωδικοποιημένων χαρακτηριστικών, δεν υπερβαίνει έναν προκαθορισμένο ενεργειακό όριο.

Για κάθε συσκευή $k \in \{1, \dots, K\}$, η ενέργεια μετάδοσης για ένα δείγμα προκωδικοποιημένων χαρακτηριστικών με διάρκεια μετάδοσης T_c , υπολογίζεται από τη σχέση (3.28) :

$$E_{\text{comm},k} = T_c \cdot \sum_{m=1}^M |x_{k,m}|^2 \quad (3.28)$$

όπου $x_{k,m}$ είναι το m precoded χαρακτηριστικό της συσκευής k που αντιστοιχεί στον υποφορέα m και M είναι ο αριθμός των χαρακτηριστικών/υποφορέων. Η ενέργεια για τη διαδικασία του sensing υπολογίζεται από τη σχέση (3.29):

$$E_{s,k} = P_{s,k} \cdot T_{s,k} \quad (3.29)$$

όπου $P_{s,k}$ είναι η ισχύς του sensing, η οποία ορίζεται ως σταθερά και $T_{s,k}$ είναι η διάρκεια του sensing. Η ενέργεια για την επεξεργασία: $E_{p,k}$ ορίζεται και αυτή ως σταθερά. Η συνολική ενέργεια που επιτρέπεται στη συσκευή k δίνεται από τη σχέση (3.30):

$$E_k^{\text{total}} = E_{s,k} + E_{p,k} + E_{\text{comm},k} \quad (3.30)$$

Η συνολική ενέργεια ανά συσκευή δεν πρέπει να υπερβαίνει το μέγιστο ενεργειακό όριο E_k :

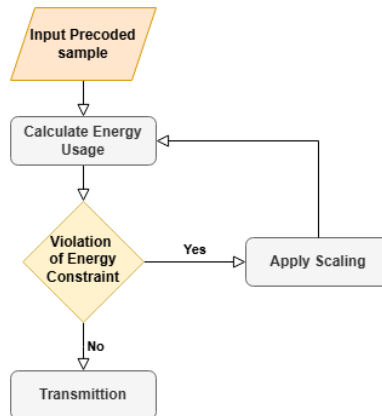
$$E_k^{\text{total}} \leq E_k \quad (3.31)$$

Σε περίπτωση υπέρβασης, το προκωδικοποιημένο σήμα υποβάλλεται σε ομοιόμορφη κλιμάκωση, με τη χρήση ενός συντελεστή κλιμάκωσης που προκύπτει αναλυτικά από τη διαφορά μεταξύ διαθέσιμης και απαιτούμενης ενέργειας. Ο συντελεστής υπολογίζεται από τη σχέση (3.32):

$$\alpha_k = \sqrt{\frac{E_k - E_{s,k} - E_{p,k}}{E_{\text{comm},k}}} \quad (3.32)$$

και το προκωδικοποιημένο σήμα κάθε συσκευής υποκλιμακώνεται από τη σχέση (3.33):

$$x_{k,m}^{\text{scaled}} = \alpha_k \cdot x_{k,m} \quad \forall m \in \{1, \dots, M\} \quad (3.33)$$



Σχήμα 3.4: Διάγραμμα ροής περιορισμού ενεργειακής κατανάλωσης

Η διαδικασία αυτή, η οποία αποτυπώνεται συνολικά στο διάγραμμα ροής του Σχήματος 3.4 παραπάνω, επαναλαμβάνεται για καθορισμένο πλήθος βημάτων, ώστε να εξασφαλιστεί ότι καμία συσκευή δεν παραβιάζει το constraint. Αυτή η επαναληπτική φύση της μεθόδου προσδίδει ανθεκτικότητα σε ακραίες περιπτώσεις, στις οποίες το προκωδικοποιημένο σήμα περιέχει υψηλής ενέργειας συνιστώσες, καθώς επιτρέπει την εφαρμογή διαδοχικών διορθώσεων χωρίς να οδηγεί σε απότομες απώλειες πληροφορίας. Ουσιαστικά θέτοντας ως σταθερές την ενέργεια που απαιτείται για την επεξεργασία και το sensing, η ποσότητα που ελέγχεται και περιορίζεται με τον ανωτέρω περιορισμό, είναι η ισχύς του μεταδιδόμενου σήματος, ήτοι η ενέργεια που απαιτείται από τη συσκευή για την μετάδοση.

Ο εν λόγω έλεγχος ενέργειας επιτυγχάνει διττό στόχο: αφενός διατηρεί την ενεργειακή αποδοτικότητα του συστήματος, αποτρέποντας υπερβολική κατανάλωση από μεμονωμένες συσκευές, και αφετέρου εγγυάται τη συμμόρφωση με σενάρια περιορισμένων αποθεμάτων ενέργειας.

Κεφάλαιο 4ο: Επεξεργασία στην πλευρά του εξυπηρετητή και Μοντέλα Μηχανικής Μάθησης

Με την ολοκλήρωση της υπολογιστικής σύμπτυξης (AirComp), τα χαρακτηριστικά που συλλέγονται ταυτόχρονα από πολλαπλές συσκευές φτάνουν στον δέκτη υπό τη μορφή ενός ενιαίου, συγχωνευμένου διανύσματος. Η διαδικασία αυτή πραγματοποιείται στον αέρα και αξιοποιεί την αναλογική υπέρθεση σημάτων, εξασφαλίζοντας αποδοτική και ταχεία μετάδοση. Ωστόσο, η συνδυασμένη αυτή αναπαράσταση επηρεάζεται από την ετερογένεια των επιμέρους σημάτων, επιφέροντας στατιστικές μεταβολές που καθιστούν προβληματική την άμεση εφαρμογή τεχνικών μηχανικής μάθησης που εκπαιδεύτηκαν σε δεδομένα διαφορετικής κατανομής. Προκειμένου να μειωθούν τα φαινόμενα απόκλισης μεταξύ των δεδομένων εκπαίδευσης και αξιολόγησης, εφαρμόζεται τεχνική ευθυγράμμισης κατανομών, ενώ στη συνέχεια αξιοποιούνται κατάλληλα ταξινομητικά μοντέλα μηχανικής μάθησης για την τελική αναγνώριση της ανθρώπινης δραστηριότητας.

Στο παρόν κεφάλαιο αναλύεται η στρατηγική προεπεξεργασίας μέσω Ανάλυση Μεταφερόμενων Συνιστωσών (Transfer Component Analysis εφεξής TCA), καθώς και περιγράφεται το θεωρητικό υπόβαθρο των επιλεγμένων αλγορίθμων ταξινόμησης που εφαρμόζονται στον edge server, αποτυπώνοντας την πλήρη διαδικασία επεξεργασίας στην πλευρά του δέκτη.

4.1 Νομογραφική Συνάρτηση

Κατά την υλοποίηση της AirComp, η λειτουργία συγχώνευσης των δεδομένων βασίζεται σε μια νομογραφική συνάρτηση. Στην παρούσα υλοποίηση, η συνάρτηση που χρησιμοποιείται είναι η αριθμητική μέση τιμή (arithmetic mean). Η εν λόγω συνάρτηση, ενσωματώνεται στον δέκτη μετά την ολοκλήρωση των σταδίων υπέρθεσης και beamforming. Συγκεκριμένα, κάθε συσκευή εκτέμπει τα προκωδικοποιημένα χαρακτηριστικά της, τα οποία μεταδίδονται μέσω διαφορετικών καναλιών και καταλήγουν στις κεραιές του server, όπου λαμβάνεται ένα σήμα ανά υποφορέα και ανά κεραιά. Το σήμα αυτό αντιπροσωπεύει τη γραμμική υπέρθεση των εισροών από όλες τις συσκευές. Ακολούθως, εφαρμόζεται το beamforming ώστε να εξαχθεί ένα μοναδικό εκτιμημένο αποτέλεσμα ανά χαρακτηριστικό. Το τελικό αυτό αποτέλεσμα αντιστοιχεί στο αθροιστικό μέρος της νομογραφικής συνάρτησης και επομένως η εξωτερική συνάρτηση που υλοποιεί τον αριθμητικό μέσο εφαρμόζεται σε αυτό το στάδιο, διαιρώντας κάθε εκτίμηση δια του πλήθους των συμμετεχουσών συσκευών.

4.2 Κανονικοποίηση

Μετά την υλοποίηση της μετάδοσης μέσω της τεχνικής Aircomp, κάθε χαρακτηριστικό κάθε συσκευής κανονικοποιείται με τη χρήση των στατιστικών ιδιοτήτων (μέσου όρου μ και τυπικής απόκλισης σ) του συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης οι οποίες έχουν υπολογιστεί εκ των προτέρων και έχουν αποθηκευτεί offline. Η διαδικασία αυτή μετασχηματίζει κάθε χαρακτηριστικό ώστε να έχει μέσο όρο 0 και τυπική απόκλιση 1. Το αποτέλεσμα είναι ένα κανονικοποιημένο διάνυσμα, το οποίο είναι μαθηματικά ισοδύναμο με την αρχική πληροφορία, αλλά σε συγκρίσιμη κλίμακα τιμών. Η χρήση της είναι κρίσιμη σε πολλούς αλγορίθμους μηχανικής μάθησης και προεπεξεργασίας και εξασφαλίζει ενιαία κλίμακα μεταξύ χαρακτηριστικών.

4.3 Ανάλυση Μεταφερόμενων Συνιστωσών

Όπως αναφέρουν οι συγγραφείς του [52], τα δεδομένα που συλλέγονται από διαφορετικές πηγές ή υπό διαφορετικές συνθήκες παρουσιάζουν συχνά διαφορετικές κατανομές (distribution mismatch), γεγονός που περιορίζει σημαντικά την αποτελεσματικότητα των παραδοσιακών μεθόδων μηχανικής μάθησης και ενίοτε καθιστά την εφαρμογή τους ακατάλληλη χωρίς κατάλληλη προσαρμογή. Η Ανάλυση Μεταφερόμενων Συνιστωσών (Transfer Component Analysis, TCA) αποτελεί μια μη επιβλεπόμενη τεχνική ευθυγράμμισης κατανομών, η οποία στοχεύει στην ευθυγράμμιση των στατιστικών χαρακτηριστικών μεταξύ διαφορετικών περιοχών δεδομένων (domains), προβάλλοντας τα δεδομένα τους σε έναν κοινό υποχώρο. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιώντας την Μέγιστη Μέση Απόκλιση (Maximum Mean Discrepancy, εφεξής MMD) ως σχετικό κριτήριο για τη σύγκριση κατανομών και για την ποσοτικοποίηση της απόστασης μεταξύ διαφορετικών περιοχών δεδομένων, η TCA εφαρμόζει ανάλυση χαρακτηριστικών και στατιστική ευθυγράμμιση, ώστε να ελαχιστοποιηθεί η απόσταση μεταξύ των περιοχών, διατηρώντας παράλληλα τη δομή των αρχικών δεδομένων και την πληροφορία διάκρισης. Η απόσταση μεταξύ των δύο κατανομών, μπορεί να μετρηθεί εμπειρικά μέσω της (τετραγωνικής) απόστασης μεταξύ των εμπειρικών μέσων όρων των δύο περιοχών X και Y , όπως ορίζεται από την MMD και δίνεται από τη σχέση (4.1):

$$Dist(X, Y) = \left\| \frac{1}{n_1} \sum_{i=1}^{n_1} \phi(x_i) - \frac{1}{n_2} \sum_{j=1}^{n_2} \phi(y_j) \right\|_{\mathcal{H}}^2 \quad (4.1)$$

Το πρόβλημα, λοιπόν, ανάγεται στον εντοπισμό ενός μη γραμμικού μετασχηματισμού ϕ , ο οποίος θα ελαχιστοποιεί τη MMD μεταξύ των κατανομών. Δεδομένου ότι ο $\phi(\cdot)$ ενδέχεται να μη μπορεί να λυθεί απευθείας, η λύση προσεγγίζεται έμμεσα μέσω της τεχνικής του kernel trick. Αυτή η τεχνική βασίζεται σε μια ειδική μαθηματική συνάρτηση, που ονομάζεται συνάρτηση πυρήνα (kernel function), η οποία μετράει την ομοιότητα μεταξύ δύο δειγμάτων σαν να είχαν ήδη μετασχηματιστεί σε αυτόν τον χώρο, χωρίς όμως να πραγματοποιείται ο μετασχηματισμός αυτός. Αντί να επεξεργάζονται τα ίδια τα δεδομένα, δημιουργείται ένας πίνακας πυρήνας που περιέχει τις τιμές αυτής της συνάρτησης ομοιότητας για κάθε ζευγάρι δειγμάτων. Αυτός ο πίνακας K , επιτρέπει τον υπολογισμό εσωτερικών γινομένων στον χώρο \mathcal{H} χωρίς ρητή γνώση της ϕ [52].

Έστω ότι X_S και X_T τα δύο σύνολα των οποίων τις κατανομές θέλουμε να ευθυγραμμίσουμε. Η ανωτέρω απόσταση μεταξύ των μέσων όρων των δύο περιοχών σχέση μπορεί να επαναδιατυπωθεί στη σχέση (4.2):

$$Dist(X'_S, X'_T) = \text{tr}(KL) \quad (4.2)$$

όπου K είναι θεωρείται ένας πίνακας πυρήνας, διάστασης $(n_1 + n_2) \times (n_1 + n_2)$, όπου το n_1 και n_2 αντιστοιχούν στον αριθμό των δειγμάτων από το πρώτο και το δεύτερο σύνολο δεδομένων που θέλουμε να συγκρίνουμε. Ουσιαστικά, ο πίνακας αυτός καταγράφει την "ομοιότητα" μεταξύ όλων των ζευγών δειγμάτων, τόσο εντός του ίδιου συνόλου όσο και μεταξύ των δύο διαφορετικών συνόλων. Αυτός ο πίνακας δίνει τη δυνατότητα να χαρτογραφηθούν (προβληθούν) τα αντίστοιχα διανύσματα χαρακτηριστικών σε έναν m -διάστατο χώρο, με $m < n_1 + n_2$. Σε αυτόν τον νέο χώρο, τα δεδομένα αποκτούν πιο κατάλληλη μεταξύ τους γεωμετρική δομή, η οποία αποκαλύπτει σχέσεις που δεν ήταν ορατές στον αρχικό χώρο [52]. Ο πίνακας K δίνεται από τη σχέση (4.3):

$$K_{ij} = k(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j) \quad (4.3)$$

Αντίστοιχα, ο πίνακας $L = [L_{ij}]$ ορίζεται ως η MMD και με τη χρήση του kernel trick και γραμμικής άλγεβρας, αυτό ανάγεται σε:

- $L_{ij} = \frac{1}{n_1^2}$ αν $x_i, x_j \in X_S$ (μετράει την ομοιότητα μέσα στο βασικό σύνολο δεδομένων)
- $L_{ij} = \frac{1}{n_2^2}$ αν $x_i, x_j \in X_T$ (μετράει την ομοιότητα μέσα στο σύνολο δεδομένων με το οποίο στόχος είναι η ευθυγράμμιση των κατανομών)
- $L_{ij} = -\frac{1}{n_1 n_2}$ διαφορετικά

Ουσιαστικά δομείται ένας πίνακας βαρών που χρησιμοποιείται για να ποσοτικοποιήσει τη διαφορά κατανομής μεταξύ των δύο περιοχών, λειτουργώντας ως “μάσκα”, όπου δίνει θετικό βάρος σε δείγματα εντός της ίδιας περιοχής, ενώ αντιθέτως δίνει αρνητικό βάρος όταν τα δείγματα προέρχονται από διαφορετικές περιοχές. Συνδυάζοντας αυτές τις πληροφορίες, υπολογίζεται η ακριβής εκτίμηση της διαφοράς κατανομής. Αν υπολογιστεί μεγάλη MMD σημαίνει ότι υπάρχει μεγάλες διαφορές μεταξύ των domains. Στόχος είναι να μειωθεί αυτός ο όρος.

Στο πλαίσιο αυτό, οι συγγραφείς του [52] διατυπώνουν ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης υπό περιορισμούς όχι στον αρχικό χώρο των δεδομένων, αλλά σε έναν νέο, μετασχηματισμένο χώρο χαρακτηριστικών που προκύπτει από τον πίνακα πυρήνα, με στόχο τον εντοπισμό ενός υποχώρου που να διατηρείται η βασική δομή και γεωμετρία των δεδομένων αλλά ταυτόχρονα να μειώνεται η διαφορά μεταξύ των κατανομών των δύο συνόλων. Το πρόβλημα διατυπώνεται με τη σχέση (4.4) ως εξής:

$$\max_W \text{tr}((W^T(I + \mu K L K)W)^{-1} W^T K H K W) \quad (4.4)$$

Ο πίνακας $W \in R^{n \times m}$ αντιπροσωπεύει τον πίνακα προβολής στον χώρο χαρακτηριστικών που έχει προκύψει από τον πίνακα πυρήνα (kernel-induced feature space). Ουσιαστικά, ο W περιέχει τα m σημαντικότερα “μοτίβα” του συστήματος, δηλαδή τα κυρίαρχα ιδιάζοντα διανύσματα που προκύπτουν από την επίλυση ενός γενικευμένου προβλήματος ιδιάζουσων τιμών. Ο ρόλος του πίνακα W είναι να μετασχηματίσει τον πίνακα πυρήνα σε έναν νέο χαμηλότερης διάστασης χώρο, δηλαδή να μειώσει τη διάσταση των δεδομένων, διατηρώντας όμως τις πιο ουσιώδεις πληροφορίες. Σε αυτόν τον υποχώρο, επιτυγχάνεται μια ισορροπία μεταξύ των δύο συνόλων δεδομένων, έτσι ώστε οι κατανομές τους να μοιάζουν περισσότερο μεταξύ τους.

Για να εξασφαλιστεί ότι η ανάλυση στον μετασχηματισμένο χώρο χαρακτηριστικών δεν επηρεάζεται από τυχόν μετατοπίσεις ή προκαταλήψεις στις μέσες τιμές των δεδομένων, χρησιμοποιείται ο πίνακας H , ο οποίος επί της ουσίας αφαιρεί τη μέση τιμή για τον ακριβή υπολογισμό της διασποράς. Ο πίνακας H υπολογίζεται από τη σχέση (4.5):

$$H = I - \frac{1}{n} \mathbf{1} \mathbf{1}^T \quad (4.5)$$

όπου I είναι η μοναδιαία μήτρα και $\mathbf{1}$ είναι διανύσματα με μονάδες. Η παράμετρος μ εισάγεται ως ένας ρυθμιστικός όρος (regularization parameter), ο οποίος ελέγχει τη βαρύτητα του όρου ευθυγράμμισης μεταξύ των κατανομών των δύο συνόλων (μέσω της τεχνικής Maximum Mean Discrepancy - MMD), επηρεάζοντας πόσο έντονη ευθυγράμμιση θα επιδιωχθεί στον κοινό υποχώρο. Η σχέση (4.4) ισοδυναμεί με τη σχέση (4.6):

$$\max_W \text{tr}((W^T(A)W)^{-1}W^T B W) \quad (4.6)$$

όπου $A = I + \mu K L K$ και $B = K H K$. Με τη σειρά της η σχέση (4.6) μπορεί να διατυπωθεί με τη σχέση (4.7):

$$\max_W \frac{W^T B W}{W^T A W} \quad (4.7)$$

Όπως αναφέρουν και οι συγγραφείς του [52], για να διατυπωθεί το πρόβλημα σε συμμετρική μορφή, όλοι οι πίνακες που συμμετέχουν πρέπει να είναι συμμετρικοί και θετικά ημι-ορισμένοι, ώστε να μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να λυθεί το πρόβλημα μέσω ενός γενικευμένου προβλήματος ιδιάζουσων τιμών (generalized eigenvalue problem). Η αρχική μορφή με $K L K$ και $K H K$ δίνει πίνακες που δεν είναι εγγυημένα συμμετρικοί. Έτσι τα A και B επαναδιατυπώνονται ως $A = K L K^T + \lambda I$ και $B = K H K^T$. Η μορφή αυτή είναι πλέον κλασική μορφή γενικευμένου προβλήματος ιδιάζουσων τιμών της σχέσης (4.8):

$$B W = A W \Lambda \quad (4.8)$$

όπου Λ περιέχει τις ιδιάζουσες τιμές.

Πρόκειται για το βασικό μαθηματικό πρόβλημα που πρέπει να λυθεί, και από το οποίο προκύπτει η κατάλληλη μετασχηματιστική απεικόνιση, επιτρέποντας την εξαγωγή της μήτρας προβολής W ως τα ιδιάζοντα διανύσματα που αντιστοιχούν στις m μέγιστες ιδιάζουσες τιμές (μπορούν να ληφθούν μέχρι $n_1 + n_2 - 1$ διανύσματα) η οποία μεταφέρει τα δεδομένα σε έναν νέο χώρο, όπου οι κατανομές των source και target είναι πιο κοντά μεταξύ τους. Αυτός ο νέος κοινός χώρος εξασφαλίζει ότι τα δεδομένα των δύο domains γίνονται πιο συγκρίσιμα, επιτρέποντας βελτιωμένη γενίκευση στα μοντέλα μηχανικής μάθησης.

Μετά την υλοποίηση του μηχανισμού AirComp, και κατά την επεξεργασία των δεδομένων στην πλευρά του κατανεμημένου εξυπηρετητή, παρατηρήθηκε απόκλιση ανάμεσα στην κατανομή των χαρακτηριστικών που προέρχονται από το σύνολο καθαρών δεδομένων εκπαίδευσης και εκείνων των νέων, θορυβωδών δεδομένων δοκιμών που προορίζονται για ταξινόμηση.

Για την αντιμετώπιση αυτής της απόκλισης, στην παρούσα εργασία εφαρμόζεται η τεχνική TCA που περιγράφηκε παραπάνω. Η υλοποίηση της μεθόδου πραγματοποιήθηκε αξιοποιώντας τον ανοιχτού κώδικα Python αλγόριθμο που είναι διαθέσιμος στο GitHub repository του Jindong Wang [53], και συγκεκριμένα στο αρχείο TCA.py, το οποίο περιλαμβάνει την τυπική υλοποίηση της TCA όπως αυτή έχει περιγραφεί από τους συγγραφείς του [52]. Η διαδικασία ξεκινά με τη σύνθεση των διαθέσιμων δειγμάτων από τα δύο σύνολα σε ένα ενιαίο πίνακα παρατηρήσεων. Υπολογίζεται ο πίνακας της απόκλισης των κατανομών (Πίνακας L), με τη χρήση της μετρικής MMD, ο οποίος ποσοτικοποιεί το στατιστική διαφορά μεταξύ των δύο συνόλων δεδομένων και χρησιμεύει ως μέσο για τη δημιουργία κατάλληλου όρου ευθυγράμμισης. Στη συνέχεια, εφαρμόζεται κεντροποίηση των δεδομένων στον κοινό χώρο μέσω του πίνακα ο οποίος εξαλείφει την επίδραση της μέσης τιμής, διασφαλίζοντας ότι οι υπολογισμοί βασίζονται αποκλειστικά στη σχετική γεωμετρία των δεδομένων. Στο επόμενο βήμα κατασκευάζεται ο kernel matrix, ο οποίος δέχεται ως είσοδο τον ενοποιημένο πίνακα των δεδομένων των δύο συνόλων για τον υπολογισμό των ανά ζεύγος δειγμάτων ομοιοτήτων. Με τον υπολογισμό των παραπάνω παραγόντων, διατυπώνεται ένα γενικευμένο πρόβλημα ιδιάζουσων τιμών. Με τη λύση του επιδιώκεται η μεγιστοποίηση του λόγου μεταξύ της διασποράς των μετασχηματισμένων δεδομένων

(ώστε να διατηρηθεί η πληροφορία που σχετίζεται με τη δομή των δεδομένων) και της διαφοράς κατανομών μεταξύ των συνόλων. Τα ιδιοδιανύσματα που αντιστοιχούν στις μεγαλύτερες ιδιοτιμές χρησιμοποιούνται ως άξονες προβολής, στους οποίους προβάλλονται τόσο τα δεδομένα εκπαίδευσης όσο και δοκιμών, οδηγώντας σε ένα κοινό αναπαραστατικό υποχώρο. Σε αυτόν τον νέο χώρο, οι δύο κατανομές έχουν πλέον ελαχιστοποιημένη απόσταση, διευκολύνοντας σημαντικά την εφαρμογή μεθόδων μηχανικής μάθησης και βελτιώνοντας τη γενίκευση σε άγνωστα δεδομένα. Τα δύο σύνολα διαχωρίζονται και πλέον τα θορυβώδη δείγματα είναι έτοιμα να τροφοδοτηθούν στα εκπαιδευμένα μοντέλα μηχανικής μάθησης προς κατηγοριοποίηση. Τέλος, η διαδικασία προβολής μπορεί να εφαρμοστεί και σε νέα, άγνωστα δεδομένα εισόδου, αξιοποιώντας τον ήδη υπολογισμένο πίνακα μετασχηματισμού που έχει αποθηκευτεί κατά την αρχική φάση εκπαίδευσης. Αυτό επιτρέπει την εύκολη και συνεπή ενσωμάτωση νέων δεδομένων στον κοινό υποχώρο, εξασφαλίζοντας ότι η γνώση που αποκτήθηκε από τα δεδομένα προέλευσης και στόχου μπορεί να γενικευτεί και να αξιοποιηθεί σε μελλοντικές εφαρμογές ταξινόμησης ή πρόβλεψης.

4.4 Μοντέλα Μηχανικής Μάθησης

Στην παρούσα ενότητα παρουσιάζονται τα μοντέλα μηχανικής μάθησης που αξιοποιούνται για την τελική ταξινόμηση των χαρακτηριστικών σημάτων στην πλευρά του edge server. Η ανάλυση περιλαμβάνει το θεωρητικό υπόβαθρο κάθε αλγορίθμου, καθώς και τις αντίστοιχες παραμέτρους υλοποίησης μέσω της βιβλιοθήκης Scikit-learn, με στόχο την κατανόηση της συμβολής τους στην αναγνώριση ανθρώπινης δραστηριότητας.

4.4.1 Support Vector Machines (SVM)

Οι Μηχανές Διανυσμάτων Στήριξης (Support Vector Machines SVMs) αποτελούν ένα από τα πιο δημοφιλή και ισχυρά εποπτευόμενα μοντέλα Μηχανικής Μάθησης με ευρεία εφαρμογή τόσο σε προβλήματα ταξινόμησης δύο ή περισσότερων κατηγοριών, όσο και σε προβλήματα παλινδρόμησης. Ο πυρήνας της μεθόδου των SVMs βασίζεται στην αναζήτηση ενός υπερεπιπέδου (hyperplane) το οποίο διαχωρίζει γραμμικά τα δεδομένα δύο κλάσεων στον χώρο των χαρακτηριστικών, με τρόπο τέτοιο ώστε να μεγιστοποιείται το περιθώριο (margin) μεταξύ των κοντινότερων σημείων των δύο κατηγοριών, τα οποία ονομάζονται support vectors. Η μεγιστοποίηση του περιθωρίου συμβάλλει στη βελτίωση της γενίκευσης του μοντέλου σε άγνωστα (χωρίς ετικέτα) δεδομένα, περιορίζοντας την πιθανότητα υπερπροσαρμογής [54], [55].

Σε περιπτώσεις όπου τα δεδομένα δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμα, εφαρμόζεται η προσέγγιση του soft-margin SVM, η οποία επιτρέπει ορισμένες παραβιάσεις του περιθωρίου μέσω της εισαγωγής μεταβλητών χαλάρωσης (slack variables) ξ_i [54], [55]. Η μαθηματική διατύπωση του προβλήματος βελτιστοποίησης διατυπώνεται με τη σχέση (4.9) ως εξής:

$$\min_{w,b,\xi} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (4.9)$$

Υπό τον περιορισμό της σχέσης (4.10) :

$$y_i(w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \quad \xi_i \geq 0 \quad \forall i \quad \min_{w,b,\xi} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (4.10)$$

Στον παραπάνω τύπο:

- $x_i \in R^d$ είναι το διάνυσμα χαρακτηριστικών του i -οστού δείγματος.
- $y_i \in \{-1, +1\}$ είναι η ετικέτα κατηγορίας του δείγματος, και προσδιορίζει τη θέση του δείγματος σε σχέση με το υπερ-επίπεδο.
- $w \in R^d$ είναι το διάνυσμα βαρών που καθορίζει τον προσανατολισμό του υπερεπιπέδου.
- $b \in R$ είναι μια σταθερά που επιτρέπει στο υπερεπίπεδο να μετακινηθεί πάνω ή κάτω (ή πιο γενικά, σε οποιαδήποτε κατεύθυνση), ώστε να ταιριάζει καλύτερα με τα δεδομένα.
- $\xi_i \geq 0$ είναι οι μεταβλητές χαλάρωσης (slack variables), που επιτρέπουν την ύπαρξη σφαλμάτων ταξινόμησης στα δεδομένα εκπαίδευσης (που επιτρέπουν παραβιάσεις του περιθωρίου).
- $C > 0$: η παράμετρος κανονικοποίησης (regularization) που ελέγχει το συμβιβασμό μεταξύ της μεγιστοποίησης του περιθωρίου και της ανοχής σε σφάλματα ταξινόμησης. Είναι μια παράμετρος, η οποία ρυθμίζει τη σχετική βαρύτητα της επιβολής μικρού περιθωρίου (μεγάλης γενίκευσης) έναντι της ανοχής σε σφάλματα ελέγχοντας την αυστηρότητα του μοντέλου:
 - Υψηλές τιμές του C δίνουν προτεραιότητα στην ελαχιστοποίηση των σφαλμάτων ταξινόμησης, ενδεχομένως εις βάρος ενός μικρότερου περιθωρίου και συνεπώς τόσο αυστηρότερη γίνεται η απαίτηση για σωστή ταξινόμηση.
 - Χαμηλές τιμές του C επιτρέπουν περισσότερες παραβιάσεις του περιθωρίου, προωθώντας ένα ευρύτερο περιθώριο και καλύτερη γενίκευση.
- Ο πρώτος όρος $\frac{1}{2} \|w\|^2$ σχετίζεται άμεσα με το πλάτος του περιθωρίου, καθώς η ελαχιστοποίηση του $\|w\|$ ισοδυναμεί με τη μεγιστοποίηση της απόστασης (του περιθωρίου) του υπερεπιπέδου από τα support vectors.
- Ο δεύτερος όρος $C \sum_{i=1}^n \xi_i$ αντιπροσωπεύει τη συνολική "ποινή" που επιβάλλεται για τα σφάλματα ταξινόμησης. Επιβάλλει ποινή για τις παραβιάσεις του περιθωρίου, με την παράμετρο C να ρυθμίζει τη σχετική βαρύτητα μεταξύ της μεγιστοποίησης του περιθωρίου και της ανοχής σε σφάλματα.

Ο περιορισμός είναι ένας ενιαίος τρόπος να εκφραστούν οι δύο διακριτές απαιτήσεις για τις δύο κατηγορίες: όταν $y_i = +1$, η συνθήκη γίνεται $w^T x_i + b \geq 1 - \xi_i$, ενώ όταν $y_i = -1$, ισχύει $w^T x_i + b \leq -1 + \xi_i$, ενοποιώντας έτσι τη λογική του διαχωρισμού σε μία συνεπή ανισότητα. Ο περιορισμός εξασφαλίζει ότι κάθε δείγμα ταξινομείται σωστά ή επιτρέπεται να παραβιάσει το περιθώριο κατά ένα ποσό ξ_i , το οποίο τιμωρείται αναλόγως. Όταν $\xi_i = 0$, το δείγμα βρίσκεται εκτός του περιθωρίου και ταξινομείται σωστά. Για $0 < \xi_i \leq 1$, το δείγμα βρίσκεται εντός του περιθωρίου αλλά στην σωστή πλευρά του υπερεπιπέδου, ενώ για $\xi_i > 1$, το δείγμα ταξινομείται λανθασμένα [54], [55].

Συνολικά, ο στόχος του μοντέλου SVM είναι να επιτύχει ένα διαχωριστικό υπερεπίπεδο που όχι μόνο διαχωρίζει τις κατηγορίες όσο το δυνατόν καθαρότερα, αλλά το κάνει με τρόπο που ελαχιστοποιεί την πολυπλοκότητα του μοντέλου και ελέγχει τα σφάλματα ταξινόμησης (μέσω του ξ_i και της παραμέτρου C) [54], [55].

Η μέθοδος SVM έχει ευρεία εφαρμογή σε πλήθος πεδίων, όπως η αναγνώριση προσώπου, η ανίχνευση αντικειμένων, η ταξινόμηση DNA, η ανάλυση συναίσθησης και η αναγνώριση ανθρώπινης κίνησης, όπου και εφαρμόζεται στην παρούσα εργασία.

Η δημοφιλής βιβλιοθήκη Scikit-learn της Python παρέχει μία πλήρως παραμετροποιήσιμη και αποδοτική υλοποίηση του αλγορίθμου Support Vector Classification (SVC) μέσω της συνάρτησης `sklearn.svm.SVC` [56]. Η συγκεκριμένη συνάρτηση βασίζεται στον μαθηματικό τύπο βελτιστοποίησης του SVM, ο οποίος έχει ως στόχο την εύρεση του υπερεπιπέδου που μεγιστοποιεί το περιθώριο μεταξύ των κλάσεων, ενώ επιτρέπει σφάλματα ταξινόμησης μέσω των παραμέτρων χαλάρωσης. Κρίσιμες παράμετροι που εισάγει ο χρήστης μεταξύ άλλων, είναι η παράμετρος C , η οποία ελέγχει πόσο ανεκτικό θα είναι το μοντέλο ως προς τις τιμές των ξ_i . Μεγάλες τιμές του C οδηγούν σε αυστηρότερους διαχωρισμούς με μικρότερη ανοχή σε λάθη, ενώ μικρότερες τιμές επιτρέπουν μεγαλύτερη γενίκευση. Οι υπόλοιποι παράγοντες της μαθηματικής σχέσης είναι μεταβλητές βελτιστοποίησης μέσα στο πρόβλημα του SVM και υπολογίζονται κατά τη διαδικασία εκπαίδευσης του μοντέλου. Άλλη κρίσιμη παράμετρος είναι η παράμετρος επιλογής του είδους του πυρήνα (kernel) που θα χρησιμοποιηθεί και έγκειται στο είδος της συνάρτησης που θα χρησιμοποιηθεί για τη λύση του προβλήματος βελτιστοποίησης, καθορίζοντας τη λειτουργία του μετασχηματισμού των δεδομένων.

4.4.2 Multi-Layer Perceptron - MLP

Σύμφωνα με τους συγγραφείς του [57], τα Multi-Layer Perceptrons – MLPs, αποτελούν ένα από τα παλαιότερα και πιο διαδεδομένα μοντέλα νευρωνικών δικτύων, σχεδιασμένο να μοντελοποιεί πολύπλοκες μη γραμμικές σχέσεις μεταξύ εισόδων και εξόδων. Χρησιμοποιείται ευρέως τόσο σε προβλήματα κατηγοριοποίησης (classification) όσο και σε προβλήματα παλινδρόμησης (regression). Η βασική ιδέα πίσω από ένα MLP είναι η ύπαρξη πολλαπλών επιπέδων (layers) τεχνητών νευρώνων, μέσω των οποίων τα δεδομένα διέρχονται και μετασχηματίζονται μη γραμμικά. Αποτελείται από τουλάχιστον τρία επίπεδα: ένα επίπεδο εισόδου το οποίο αντιστοιχεί στις μεταβλητές εισόδου, ένα ή περισσότερα κρυφά επίπεδα που επιτελούν τον κύριο υπολογισμό και ένα επίπεδο εξόδου που παράγει την τελική πρόβλεψη. Κάθε νευρώνας κάθε επιπέδου είναι πλήρως συνδεδεμένος με όλους τους νευρώνες του επόμενου επιπέδου, και κάθε σύνδεση έχει ένα συσχετισμένο βάρος.

Το MLP είναι ένα είδος προωθητικού νευρωνικού δικτύου (feedforward neural network), όπου τα δεδομένα ρέουν από την είσοδο προς την έξοδο χωρίς ανατροφοδότηση. Η εκπαίδευση του MLP πραγματοποιείται μέσω του αλγορίθμου οπισθοδιάδοσης (backpropagation), ο οποίος υπολογίζει τα σφάλματα εξόδου και τα διαδίδει προς τα πίσω για την ενημέρωση των βαρών. Αυτό επιτρέπει στο δίκτυο να μαθαίνει από τα δεδομένα και να προσαρμόζει τα βάρη του για τη βελτίωση της απόδοσης [57].

Το MLP στηρίζεται στον υπολογισμό γραμμικών μετασχηματισμών μέσω μη γραμμικών συναρτήσεων ενεργοποίησης. Συγκεκριμένα, για κάθε επίπεδο l , ο υπολογισμός γίνεται μέσω της σχέσης (4.11) :

$$\begin{aligned} z^{(l)} &= W^{(l)}a^{(l-1)} + b^{(l)} \\ a^{(l)} &= \phi(z^{(l)}) \end{aligned} \quad (4.11)$$

όπου:

- $W^{(l)}$ είναι ο πίνακας βαρών του επιπέδου l ,
- $b^{(l)}$ είναι το διάνυσμα μεροληψίας (bias),
- $a^{(l-1)}$ είναι τα ενεργοποιημένα σήματα από το προηγούμενο επίπεδο,
- $\phi(\cdot)$ είναι η μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function).

Σύμφωνα με το θεώρημα του Καθολικού Προσεγγιστή (Universal Approximation Theorem), ένα MLP με ένα και μόνο κρυφό επίπεδο μπορεί να προσεγγίσει με ακρίβεια οποιαδήποτε συνεχή συνάρτηση εφόσον το κρυφό επίπεδο διαθέτει επαρκή αριθμό νευρώνων, οι οποίοι να ενεργοποιούνται μέσω κατάλληλων μη γραμμικών συναρτήσεων, ενώ η έξοδος του δικτύου να προκύπτει από γραμμικό συνδυασμό των ενεργοποιημένων εξόδων. Η ενσωμάτωση μη γραμμικών συναρτήσεων ενεργοποίησης αποτελεί θεμελιώδες στοιχείο στη λειτουργία ενός MLP, καθώς επιτρέπει στο δίκτυο να προσεγγίζει πολύπλοκες μη γραμμικές συναρτήσεις και να μαθαίνει μη γραμμικά πρότυπα[58].

Αντίστοιχα με το SVM, στη βιβλιοθήκη scikit-learn, παρέχεται υλοποίηση του μοντέλου MLP μέσω των MLPClassifier [59] και MLPRegressor, προσφέροντας πληθώρα παραμέτρων για την παραμετροποίηση της αρχιτεκτονικής και της διαδικασίας εκπαίδευσης. Ενδεικτικά κάποιες από τις παραμέτρους αναλύονται συνοπτικά παρακάτω:

- Η παράμετρος `hidden_layer_sizes` καθορίζει τη δομή των κρυφών επιπέδων· για παράδειγμα, τιμή (100,) υποδηλώνει ένα κρυφό επίπεδο με 100 νευρώνες, ενώ (100, 50) ορίζει δύο επίπεδα με 100 και 50 νευρώνες αντίστοιχα.
- Η επιλογή της συνάρτησης ενεργοποίησης (activation) γίνεται μεταξύ των 'identity', 'logistic', 'tanh' και 'relu', με την 'relu' να είναι η προεπιλεγμένη λόγω της υψηλής της απόδοσης σε πολλά προβλήματα.
- Για τη βελτιστοποίηση χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος που ορίζεται μέσω της παραμέτρου `solver`, με τις επιλογές που υπάρχουν να είναι οι 'lbfgs', 'sgd' και 'adam', με τον τελευταίο να είναι η προεπιλεγμένη επιλογή.
- Η παράμετρος `batch_size` καθορίζει το μέγεθος των mini-batches όταν χρησιμοποιούνται οι 'sgd' ή 'adam'. Η στρατηγική εκμάθησης ελέγχεται μέσω της παραμέτρου `learning_rate` και της παραμέτρου του αρχικού ρυθμού `learning_rate_init`.
- Για τον έλεγχο της σύγκλισης, χρησιμοποιείται η `max_iter` για τον μέγιστο αριθμό επαναλήψεων.

Παρότι το MLP της scikit-learn είναι ιδιαίτερα βολικό, υπάρχει και η δυνατότητα υλοποίησης ενός custom MLP εξ ολοκλήρου, κάτι που είναι ιδιαίτερα χρήσιμο για εκπαιδευτικούς ή ερευνητικούς σκοπούς. Μια τέτοια υλοποίηση περιλαμβάνει τον πλήρη ορισμό των επιπέδων, των συναρτήσεων ενεργοποίησης, της συνάρτησης απώλειας καθώς και του αλγορίθμου οπισθοδιάδοσης (backpropagation), προσφέροντας πλήρη έλεγχο στο σύστημα μάθησης.

4.4.3 Logistic Regression

Η λογιστική παλινδρόμηση είναι μία από τις βασικότερες μεθόδους κατηγοριοποίησης στην επιστήμη των δεδομένων και της στατιστικής μάθησης. Το μοντέλο αυτό εξειδικεύεται στην πρόβλεψη της πιθανότητας ότι μία παρατήρηση ανήκει σε μία εκ των δύο κλάσεων. Παρότι συγκαταλέγεται συχνά στα μοντέλα παλινδρόμησης, η πραγματική του φύση είναι αυτή του γραμμικού ταξινομητή που λειτουργεί στο πλαίσιο των πιθανοτήτων. Η λογιστική παλινδρόμηση έχει ως στόχο να υπολογίσει την πιθανότητα εκδήλωσης ενός δυαδικού αποτελέσματος, με την έξοδο να κυμαίνεται μεταξύ 0 και 1. Η λογιστική παλινδρόμηση πολλών κατηγοριών, αποτελεί μια γενικευμένη μορφή για ταξινόμηση σε περιβάλλοντα όπου η εξαρτημένη μεταβλητή μπορεί να λάβει περισσότερες από δύο διακριτές κατηγορίες. Οι συγγραφείς υπογραμμίζουν τη σημασία της λογιστικής παλινδρόμησης ως πιθανολογικού μοντέλου που στοχεύει στην εκτίμηση της συνθήκης πιθανότητας της κλάσης δεδομένης της παρατήρησης [60].

Έστω μια μεταβλητή κατηγορίας $G \in \{1, 2, \dots, K\}$ και ένα διάνυσμα εισόδων $\mathbf{x} \in R^p$. Το μοντέλο που υπολογίζει την δεσμευμένη πιθανότητα να ανήκει η παρατήρηση στην κατηγορία k , δεδομένων των εισόδων \mathbf{x} , δίνεται από τη σχέση (4.12) ως:

$$Pr(G = k | X = \mathbf{x}) = \frac{\exp(\beta_{k0} + \beta_k^T \mathbf{x})}{1 + \sum_{l=1}^{K-1} \exp(\beta_{l0} + \beta_l^T \mathbf{x})}, \quad k = 1, \dots, K-1 \quad (4.12)$$

όπου $\mathbf{x} \in R^p$ είναι το διάνυσμα εισόδων (χαρακτηριστικά) για μια παρατήρηση, το $\beta_{k0} \in R$ καθορίζει τη βασική τάση της κατηγορίας k ανεξάρτητα από τα χαρακτηριστικά, ενώ το $\beta_k \in R^p$ είναι το διάνυσμα συντελεστών (βάρη) που αντιστοιχεί στην κατηγορία k . Το εσωτερικό γινόμενο $\beta_k^T \mathbf{x}$ είναι η γραμμική πρόβλεψη για την κλάση k .

Η μορφή αυτή διασφαλίζει ότι το άθροισμα των πιθανοτήτων για όλες τις κλάσεις ισούται με 1. Ένα από τα βασικά χαρακτηριστικά της λογιστικής παλινδρόμησης είναι η χρήση της μέγιστης πιθανοφάνειας (maximum likelihood) για την εκπαίδευση του μοντέλου. Αντί να ελαχιστοποιεί το τετραγωνικό σφάλμα, όπως γίνεται στη γραμμική παλινδρόμηση, το μοντέλο επιχειρεί να βρει τους συντελεστές που μεγιστοποιούν την πιθανότητα παρατήρησης των δεδομένων που έχουν καταγραφεί [60].

Αντίστοιχα με το MLP και το SVM, η βιβλιοθήκη scikit-learn παρέχει έτοιμη υλοποίηση του μοντέλου Λογιστικής Παλινδρόμησης μέσω της κλάσης LogisticRegression() [61], η οποία υποστηρίζει τόσο δυαδική όσο και πολυκλασική κατηγοριοποίηση. Η υλοποίηση ενσωματώνει πλήθος παραμέτρων που επιτρέπουν τον έλεγχο της κανονικοποίησης, της στρατηγικής εκπαίδευσης, της βελτιστοποίησης και της αριθμητικής σταθερότητας. Ενδεικτικά, ορισμένες από τις πιο βασικές παραμέτρους παρουσιάζονται συνοπτικά παρακάτω:

- Η παράμετρος multi_class καθορίζει πώς θα χειριστεί η LogisticRegression το πρόβλημα όταν υπάρχουν περισσότερες από δύο κλάσεις. Επιλογές είναι οι 'multinomial' και 'ovr'.
- Η παράμετρος max_iter ορίζει τον μέγιστο αριθμό επαναλήψεων για τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης.

4.4.4 Ridge Regression

Η Ridge Regression αποτελεί μια κανονικοποιημένη εκδοχή της κλασικής γραμμικής παλινδρόμησης, σχεδιασμένη να αντιμετωπίζει προβλήματα αστάθειας και υπερπροσαρμογής (overfitting) που προκύπτουν όταν υπάρχουν πολλές μεταβλητές εισόδου ή ισχυρές συσχετίσεις μεταξύ τους. Ο κύριος στόχος της Ridge Regression είναι να σταθεροποιήσει την εκτίμηση των συντελεστών, επιβάλλοντας έναν περιορισμό στο μέγεθός τους, με τρόπο που διατηρεί την προγνωστική ικανότητα του μοντέλου. Η βασική ιδέα πίσω από τη Ridge Regression είναι η καταστολή των συντελεστών, ήτοι η σκόπιμη μείωσή τους μέσω ενός όρου ποινής που προστίθεται στη συνάρτηση κόστους. Η προσέγγιση αυτή επιτρέπει στο μοντέλο να είναι πιο συντηρητικό στην προσαρμογή του στα δεδομένα και να αποφεύγει ακραίες εκτιμήσεις των παραμέτρων [60].

Η μορφή της αντικειμενικής συνάρτησης που υπολογίζει το διάνυσμα των εκτιμώμενων συντελεστών της Ridge Regression, δίνεται από τη σχέση (4.13) :

$$\hat{\beta}_{ridge} = \arg \min_{\beta} \sum_{i=1}^N \left(y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^p x_{ij} \beta_j \right)^2 + \lambda \sum_{j=1}^p \beta_j^2 \quad (4.13)$$

όπου

- ο όρος $(\arg \min_{\beta} \{\dots\})$ ορίζει ότι επιλέγουμε εκείνο το διάνυσμα β που ελαχιστοποιεί τη συνολική συνάρτηση κόστους μέσα στην παρένθεση.
- Ο παράγοντας $\sum_{i=1}^N (y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^p x_{ij}\beta_j)^2$ υπολογίζει τη συνολική τετραγωνική απόκλιση μεταξύ των πραγματικών τιμών y_i και των προβλεπόμενων από το μοντέλο τιμών \hat{y}_i , με τα β_j να αποτελούν τους συντελεστές των χαρακτηριστικών x_{ij} .
- Ο παράγοντας $\lambda \sum_{j=1}^p \beta_j^2$ είναι ο όρος κανονικοποίησης (penalty term) της Ridge Regression ο οποίος αυξάνεται όσο μεγαλώνει το μέγεθος των συντελεστών. Το $\lambda \geq 0$ είναι η παράμετρος κανονικοποίησης (regularization strength) και ελέγχει τη δύναμη της ποινής. Όσο μεγαλύτερη η τιμή του, τόσο εντονότερη είναι η καταστολή των παραμέτρων [60].

Και σε αυτή την περίπτωση, η βιβλιοθήκη scikit-learn προσφέρει έτοιμη υλοποίηση της Ridge Regression μέσω της κλάσης Ridge() [62], η οποία αποτελεί επέκταση της κλασικής γραμμικής παλινδρόμησης με προσθήκη όρου κανονικοποίησης L2. Η υλοποίηση επιτρέπει τη ρύθμιση παραμέτρων που αφορούν την ισχύ της κανονικοποίησης, την επιλογή του solver, την εσωτερική κανονικοποίηση των εισόδων, καθώς και την αριθμητική σταθερότητα του αλγορίθμου. Ενδεικτικά, κάποιες από τις πιο σημαντικές παραμέτρους περιλαμβάνουν:

- Η παράμετρος alpha αποτελεί τη βασική παράμετρο κανονικοποίησης (αντιστοιχεί στο λ).
- Η παράμετρος fit_intercept με την οποία ορίζεται αν θα συμπεριληφθεί ή όχι σταθερός όρος (β_0) στο μοντέλο.
- Η παράμετρος solver με την οποία επιλέγεται αλγόριθμος που χρησιμοποιείται για την επίλυση του προβλήματος βελτιστοποίησης. Δίνονται επιλογές όπως 'auto', 'svd', 'cholesky', 'lsqr', και 'sag'.
- Η παράμετρος max_iter με την οποία και πάλι ρυθμίζεται ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων για τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης.

Κεφάλαιο 5ο: Αξιολόγηση απόδοσης

5.1 Διαμόρφωση προσομοίωσης

5.1.1 Διαμόρφωση συστήματος

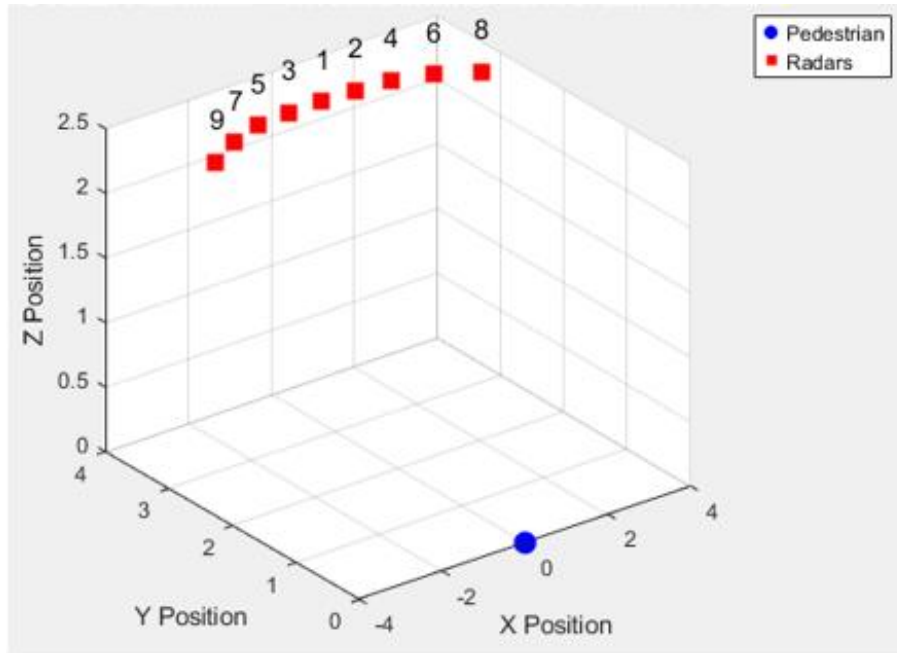
Ο στόχος της παρούσας προσομοίωσης είναι η αξιολόγηση ενός ενιαίου συστήματος ασύρματης ανίχνευσης και αναγνώρισης ανθρώπινης κίνησης, όπου τα δεδομένα μεταδίδονται ταυτόχρονα και αθροίζονται μέσω της τεχνικής AirComp. Εξετάζεται η ανθεκτικότητα του συστήματος στις ασύρματες συνθήκες μετάδοσης και η αποτελεσματικότητα της συνολικής διαδικασίας απόκτησης και επεξεργασίας των σημάτων. Η πρόκληση έγκειται στο να διατηρείται η ποιότητα των τελικών προβλέψεων στον εξυπηρετητή άκρης (edge server), παρά τις αλλοιώσεις που προκαλούνται από την μετάδοση μέσω πολλαπλών διαδρομών και το ίδιο το κανάλι επικοινωνίας, όπου εισάγονται αστάθμητοι παράγοντες.

Η αρχιτεκτονική του συστήματος βασίζεται σε ένα μοντέλο επικοινωνίας πολλαπλών συσκευών ραντάρ με ικανότητα ασύρματης ανίχνευσης. Για την παραγωγή των σημάτων, αξιοποιείται ο εξομοιωτής που έχει υλοποιηθεί από τους συγγραφείς του [37]. Η συνολική χρονική διάρκεια καταγραφής κάθε δείγματος είναι 1 δευτερόλεπτο, διακριτοποιημένη σε 1000 διαδοχικά chirps. Στην παρούσα υλοποίηση συμμετέχουν συνολικά εννέα συσκευές ραντάρ ($K = 9$) και η μετάδοση των σημάτων γίνεται προς έναν εξυπηρετητή άκρου (edge server), ο οποίος ενσωματώνει μονάδα με οκτώ κεραίες λήψης ($N = 8$), επιτρέποντας την ταυτόχρονη και διακριτή υποδοχή σημάτων από πολλαπλές συσκευές. Καθεμία από τις συσκευές, λειτουργεί σε αποκλειστική, διακριτή και μη επικαλυπτόμενη ζώνη συχνοτήτων. Κάθε ραντάρ χρησιμοποιεί εύρος ζώνης 10 MHz για την εκπομπή του FMCW σήματός του. Η εκχώρηση της ζώνης σε κάθε συσκευή επιτυγχάνεται μέσω της επιλογής διαφορετικής κεντρικής συχνότητας ανά radar, με βήμα 20 MHz, ξεκινώντας από τα 3.50 GHz και φτάνοντας έως τα 3.66 GHz, επιτρέποντας τη συγχρονισμένη, χωρίς παρεμβολές ανίχνευση σε έναν κοινό χώρο. Συγκεκριμένα, οι συχνότητες των συσκευών κατανέμονται ως εξής:

- Radar 1: 3.50 GHz
- Radar 2: 3.52 GHz
- Radar 3: 3.54 GHz
- Radar 4: 3.56 GHz
- Radar 5: 3.58 GHz
- Radar 6: 3.60 GHz
- Radar 7: 3.62 GHz
- Radar 8: 3.64 GHz
- Radar 9: 3.66 GHz

Η επιλογή της απόστασης των 20 MHz μεταξύ των συσκευών επιλέχθηκε διότι εγγυάται πλήρη φασματική απομόνωση, καθώς το εύρος εκπομπής κάθε μονάδας δεν επικαλύπτει το εύρος καμιάς άλλης.

Όπως αποτυπώνεται και στο Σχήμα 5.1, η τοποθέτηση των εννέα ραντάρ υλοποιείται με βάση μια καμπυλωτή διάταξη στο τρισδιάστατο επίπεδο, ακολουθώντας συμμετρική κατανομή γύρω από τον



Σχήμα 5.1: Τρισδιάστατη απεικόνιση της χωρικής διάταξης του συστήματος

πεζό. Η καμπυλότητα έχει σχεδιαστεί ώστε να εξασφαλίζει ότι οι συσκευές καλύπτουν όλο το πεδίο κίνησης με όσο το δυνατόν καλύτερη ακρίβεια. Κάθε ραντάρ τοποθετείται σε ύψος 2.5 μέτρων. Η απόσταση κάθε ραντάρ από το σημείο εκκίνησης του πεζού είναι περίπου 3 μέτρα, ενώ ο εξυπηρετητής τοποθετείται 30 μέτρα μακριά από τις συσκευές, ώστε να προσομοιωθεί ένα ρεαλιστικό σενάριο ασύρματης επικοινωνίας στο άκρο. Η γεωμετρία αυτή τοποθετείται εντός ενός κλειστού δωματίου, το οποίο αποτελεί το περιβάλλον προσομοίωσης.

Η μετάδοση των δεδομένων προς τον edge server πραγματοποιείται με χρήση της τεχνικής OFDM στο πεδίο της συχνότητας, με την αξιοποίηση τριών υποφορέων ($M = 3$), όσων δηλαδή είναι τα χαρακτηριστικά προς μετάδοση της κάθε συσκευής μετά την τοπική επεξεργασία και εξαγωγή τους. Τα χαρακτηριστικά εκπέμπονται ταυτόχρονα προς τον κόμβο πρόσβασης και κατά τη διάρκεια της μετάδοσης πραγματοποιείται αθροιστική συγκέντρωση των κατά υποφορέα χαρακτηριστικών (AirComp aggregation).

Το κανάλι επικοινωνίας που μοντελοποιείται, είναι αυτό που παρουσιάστηκε στην ενότητα 3.1 και υλοποιείται συνολικά από τη σχέση (3.2) και εισάγει δύο βασικούς μηχανισμούς εξασθένησης σήματος [47]:

- την εξασθένηση μεγάλης κλίμακας (large-scale fading) φ_k που περιλαμβάνει την απώλεια σήματος λόγω απόστασης (path loss) PL_k , και τη χαμηλής συχνότητας διακύμανση ισχύος από μεγάλα εμπόδια (shadowing) ζ_k .
- την εξασθένηση μικρής κλίμακας (small-scale fading) ρ_k που περιλαμβάνει την εξασθένηση από φαινόμενα πολλών διαδρομών (Rayleigh fading)

Ο παράγοντας φ_k υπολογίζεται σε λογαριθμική κλίμακα (dB) [5], [34] από τη σχέση (5.1) ως:

$$[\varphi_k]_{dB} = -[PL_k]_{dB} + [\zeta_k]_{dB} \quad (5.1)$$

όπου ο όρος $[PL_k]_{dB}$ αποτυπώνει το path loss σε dB και υπολογίζεται μέσω της σχέσης (5.2), με τον παράγοντα d_k να εκφράζει την απόσταση μεταξύ της συσκευής k και του server:

$$PL_k^{[dB]} = 128.1 + 37.6 \log_{10}(d_k) \quad (5.2)$$

Ο όρος $[\zeta_k]_{dB}$ αποτυπώνει το shadowing, ο οποίος ακολουθεί Gaussian κατανομή με μηδενική μέση τιμή και διασπορά σ_ζ^2 , ήτοι $\zeta_k^{[dB]} \sim \mathcal{N}(0, \sigma_\zeta^2)$. Στην παρούσα υλοποίηση η διασπορά σ_ζ^2 λαμβάνει την τιμή των 8 dB. Το path loss και το shadowing υπολογίζονται σε dB. Για να εφαρμοστεί η εξασθένηση αυτή πάνω στο complex fading vector (π.χ. Rayleigh), απαιτείται μετατροπή της ποσότητας από λογαριθμική (dB) μορφή σε γραμμική. Η μετατροπή προκύπτει από την αντιστροφή της λογαριθμικής σχέσης εξασθένησης [63]:

$$(L_{dB} = 20 \cdot \log_{10}(f) \Leftrightarrow f = 10^{L_{dB}/20}) \quad (5.3)$$

Συνεπώς ο τελικός συντελεστής εξασθένησης φ_k μετατρέπεται από dB σε γραμμική μορφή και υπολογίζεται από τη σχέση (5.4) ως:

$$\varphi_k = 10^{(-PL_{k,dB} + \zeta_{k,dB})/20} \quad (5.4)$$

Ο παράγοντας ρ_k μοντελοποιείται στο κανάλι ως Rayleigh fading, όπου το πλάτος του λαμβανόμενου σήματος ακολουθεί κατανομή Rayleigh και το σύνολο των συντελεστών ακολουθούν κανονική κατανομή με μηδενική μέση τιμή και μοναδιαία διασπορά $\rho_k \sim \mathcal{CN}(0,1)$ [5], [34].

Όλοι οι συντελεστές κανονικοποιούνται ώστε να εξασφαλίζεται η συγκρισιμότητα μεταξύ των διαφορετικών διαστάσεων και συσκευών.

Ο θόρυβος του καναλιού (variance) έχει οριστεί σε 0.01 Watt. Το σύστημα περιλαμβάνει περιορισμούς ενέργειας και ισχύος ανά συσκευή. Όπως αποτυπώνονται και στον Πίνακα 5.1, η συνολική διαθέσιμη ενέργεια κάθε συσκευής είναι 0.9 Joule, ενώ για την τοπική επεξεργασία είναι 0.1 Joule. Η ισχύς sensing είναι 0.1 Watt. Παράλληλα πραγματοποιείται και έλεγχος ισχύος εκπομπής στους precoders με τη μέγιστη επιτρεπτή τιμή να είναι 0.1 Watt. Ο χρόνος για τη διαδικασία του sensing και της επικοινωνίας είναι ένα δευτερόλεπτο και στις δύο περιπτώσεις.

5.1.2 Διαμόρφωση παραμέτρων εξαγωγής αποτελεσμάτων

Το σύστημα υποστηρίζει τέσσερις διαφορετικές κατηγορίες κίνησης ενός ενήλικου ανθρώπου ύψους 1.75 μέτρων. Οι κατηγορίες αυτές περιλαμβάνουν:

- την περίπτωση όπου ο άνθρωπος παραμένει στατικός όπου απλά στέκεται (Κλάση 0),
- την περίπτωση αργού βαδίσματος (Κλάση 1),
- την περίπτωση κανονικής ταχύτητας βαδίσματος (Κλάση 2) και
- την περίπτωση όπου ο άνθρωπος τρέχει (Κλάση 3).

Η κίνηση πραγματοποιείται εντός ημικυκλικού χώρου μπροστά από τις συσκευές, καλύπτοντας τόξο 180 μοιρών ως προς τη γεωμετρία των ραντάρ.

Για το σύνολο εκπαίδευσης, χρησιμοποιούνται 23400 σήματα χωρίς καθόλου θόρυβο, προερχόμενα από τις εννέα συσκευές (2600 ανά συσκευή, 5850 ανά κλάση). Πάνω σε αυτό το σετ εφαρμόζεται offline η τεχνική LDA, και ο προβολικός υποχώρος που προκύπτει μεταδίδεται σε όλες τις συσκευές των δειγμάτων του συνόλου δοκιμής. Για την εκπαίδευση των μοντέλων μηχανικής μάθησης και την εκτίμηση του προβολικού υποχώρου μέσω της μεθόδου TCA, καθώς και για λελογισμένη χρήση υπολογιστικών πόρων, χρησιμοποιούνται 9.000 δείγματα (1000 ανά συσκευή, 2250 ανά κλάση), επιλεγμένα από τα παραπάνω.

Πίνακας 5.1: Παράμετροι Προσομοίωσης

Παράμετρος	Τιμή	Μονάδα	Περιγραφή
T_c	1.0	sec	Διάρκεια επικοινωνίας
P_s	0.1	Watt	Ισχύς sensing ανά συσκευή
$T_{s,k}$	1.0	sec	Χρόνος sensing ανά συσκευή
$E_{p,k}$	0.1	Joule	Ενέργεια επεξεργασίας ανά συσκευή
E_k	0.9	Joule	Συνολική διαθέσιμη ενέργεια
σ_n^2	0.01	Watt	Θόρυβος καναλιού
P_0	0.1	Watt	Μέγιστη ισχύς εκπομπής precoders

Το σύνολο δοκιμής αποτελείται από 1800 δείγματα τα οποία περιέχουν θόρυβο που προέρχεται από το περιβάλλον. Από το σύνολο των διαθέσιμων δεδομένων, 1000 δείγματα χρησιμοποιούνται για την εκτίμηση του προβολικού υποχώρου μέσω της μεθόδου TCA. Η συγκεκριμένη τεχνική έχει στόχο να ευθυγραμμίσει τις στατιστικές κατανομές μεταξύ του συνόλου εκπαίδευσης και του συνόλου δοκιμής, προβάλλοντας τα διανύσματα χαρακτηριστικών σε έναν νέο χώρο αυξημένων διαστάσεων, όπου η ταξινόμηση γίνεται πιο αξιόπιστη και αποτελεσματική. Ο υποχώρος αυτός αποθηκεύεται στον καταναμημένο εξυπηρετητή και τα υπόλοιπα 800 δείγματα προβάλλονται σε αυτόν και χρησιμοποιούνται ως άγνωστα δείγματα για την τελική αξιολόγηση.

Ο χρήστης μπορεί να ορίσει τον αριθμό των χαρακτηριστικών που θα διατηρηθούν μετά την προβολή μέσω της παραμέτρου \dim . Στην παρούσα υλοποίηση τέθηκε $\dim = 5$, με αποτέλεσμα τα αρχικά διανύσματα που είχαν 3 χαρακτηριστικά μετασχηματίζονται σε διανύσματα 5 χαρακτηριστικών, τα οποία στη συνέχεια χρησιμοποιούνται για την τελική ταξινόμηση.

Τα μοντέλα που εκπαιδεύονται μέσω του συνόλου εκπαίδευσης και εφαρμόζονται για την κατηγοριοποίηση των άγνωστων δεδομένων είναι τα εξής:

- i. SVM,
- ii. Multiple Layer Perceptron (MLP),
- iii. LogisticRegression και
- iv. Ridge Classifier.

Στα εν λόγω μοντέλα επιλέχθηκε η χρήση γραμμικών ταξινομητών, δεδομένου ότι είχε προηγηθεί LDA, η οποία προβάλλει τα δεδομένα σε έναν υποχώρο όπου οι διαφορετικές κλάσεις καθίστανται γραμμικώς διαχωρίσιμες.

Ως μοντέλο SVM, αξιοποιήθηκε το γραμμικό μοντέλο LinearSVC της βιβλιοθήκης scikit-learn. Πρόκειται για μια γραμμική παραλλαγή του Support Vector Machine (SVM), σχεδιασμένη ειδικά για περιπτώσεις όπου τα δεδομένα θεωρούνται γραμμικά διαχωρίσιμα. Η συγκεκριμένη υλοποίηση βασίζεται στον αλγόριθμο βελτιστοποίησης Liblinear, ο οποίος είναι κατάλληλος για μεγάλα και αραιά σύνολα δεδομένων, καθώς προσφέρει αποδοτικότητα και ταχύτητα σύγκλισης. Η παράμετρος C , καθορίζει το πόσο επιτρέπεται να παραβιαστεί το περιθώριο διαχωρισμού μεταξύ των κλάσεων. Μικρές τιμές του C (τέθηκε $C=0.01$) ευνοούν πιο απλά και γενικεύσιμα μοντέλα, επιβάλλοντας αυστηρότερη

ποινή σε εσφαλμένες ταξινομήσεις κατά τη μάθηση. Η παράμετρος `max_iter` (τέθηκε `max_iter=1000`) καθορίζει τον μέγιστο αριθμό επαναλήψεων που επιτρέπονται στον αλγόριθμο κατά την εκπαίδευση, εξασφαλίζοντας ότι το μοντέλο έχει αρκετό χρόνο για να συγκλίνει.

Η υλοποίηση του μοντέλου MLP πραγματοποιήθηκε μέσω της κλάσης `MLPClassifier` της βιβλιοθήκης `scikit-learn`. Στην εν λόγω υλοποίηση, το δίκτυο αποτελείται από δύο κρυφά επίπεδα με 200 και 100 νευρώνες αντίστοιχα (`hidden_layer_sizes=(200, 100)`), ενώ ως συνάρτηση ενεργοποίησης χρησιμοποιείται η 'identity', η οποία με τη σειρά της αποτελεί η γραμμική εκδοχή της `MLPClassifier`. Αυτό σημαίνει ότι δεν εφαρμόζεται καμία μη γραμμική μετατροπή στις εξόδους των νευρώνων. Το MLP με `identity` ως συνάρτηση ενεργοποίησης, καταλήγει να συμπεριφέρεται ως γραμμικός ταξινομητής. Για την εκπαίδευση του δικτύου χρησιμοποιείται ο βελτιστοποιητής Adam (`solver='adam'`), ο οποίος είναι κατάλληλος για μεγάλα σύνολα δεδομένων και συνδυάζει προσαρμοστική ρύθμιση του ρυθμού μάθησης. Στην παρούσα υλοποίηση, χρησιμοποιήθηκε και η παράμετρος `alpha` (τεθηκε `alpha=0.01`) για την κανονικοποίηση των βαρών, προκειμένου να περιοριστεί η πολυπλοκότητα του μοντέλου και να μειωθεί ο κίνδυνος υπερπροσαρμογής. Ο αρχικός ρυθμός μάθησης από τη άλλη (`learning_rate_init=0.01`) καθορίζει την ταχύτητα ενημέρωσης των βαρών σε κάθε επανάληψη. Για την αποφυγή υπερβολικής προσαρμογής, ενεργοποιήθηκε ο μηχανισμός `early_stopping`, με το `validation_fraction` να καθορίζει το ποσοστό του συνόλου εκπαίδευσης που χρησιμοποιείται για επικύρωση κατά την εκπαίδευση (τέθηκε `validation_fraction=0.1`). Η εκπαίδευση περιορίστηκε σε μέγιστο αριθμό επαναλήψεων με τη χρήση της παραμέτρου `max_iter` (τέθηκε `max_iter=200`), ενώ η παράμετρος `random_state` εξασφάλισε σταθερή αρχικοποίηση και αναπαραγωγιμότητα των αποτελεσμάτων.

Η υλοποίηση του μοντέλου λογιστικής παλινδρόμησης πραγματοποιήθηκε με χρήση της κλάσης `LogisticRegression` της βιβλιοθήκης `scikit-learn`. Ορίζοντας την παράμετρο `multi_class` σε 'multinomial', το μοντέλο εφαρμόζει την πολυκλασική (multinomial) λογιστική παλινδρόμηση, η οποία στηρίζεται στη μεγιστοποίηση της λογιστικής συνάρτησης πιθανότητας για όλες τις πιθανές κατηγορίες ταυτόχρονα, καθιστώντας τη καταλληλότερη σε προβλήματα πολυκλασικής ταξινόμησης, δηλαδή όταν οι στόχοι ανήκουν σε περισσότερες από δύο διαφορετικές κλάσεις. Η παράμετρος `max_iter`, όπως και στις υπόλοιπες περιπτώσεις, καθορίζει τον μέγιστο αριθμό επαναλήψεων του αλγορίθμου βελτιστοποίησης.

Η υλοποίηση του μοντέλου Ridge πραγματοποιήθηκε με χρήση της κλάσης `RidgeClassifier` της βιβλιοθήκης `scikit-learn`. Το μοντέλο αυτό επεκτείνει τη λογική της κανονικοποιημένης γραμμικής παλινδρόμησης τύπου Ridge (L2 regularization), προσαρμοσμένη για προβλήματα ταξινόμησης αντί παλινδρόμησης. Η διαδικασία εκπαίδευσης βασίζεται στην ελαχιστοποίηση της συνάρτησης κόστους της Ridge Regression, ενώ η τελική απόφαση προκύπτει από το πρόσημο της υπολογιζόμενης προβλεπόμενης τιμής. Η τιμή `alpha` (τέθηκε `alpha=30`) ελέγχει τη συνεισφορά του όρου κανονικοποίησης, περιορίζοντας την επιρροή των μεγάλων συντελεστών. Όλες οι υπόλοιπες παράμετροι του μοντέλου διατηρήθηκαν στις προκαθορισμένες (default) τιμές της βιβλιοθήκης.

Όπως προαναφέρθηκε, για τη δημιουργία των συνόλων δεδομένων που χρησιμοποιούνται στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας, υιοθετήθηκε ο προσομοιωτής ασύρματης ανίχνευσης που προτείνεται στην εργασία [37]. Ο συγκεκριμένος προσομοιωτής έχει αναπτυχθεί σε περιβάλλον MATLAB και παρέχει τη δυνατότητα ρεαλιστικής αναπαράστασης της αλληλεπίδρασης σημάτων FMCW radar με το ανθρώπινο σώμα, λαμβάνοντας υπόψη τη φυσιολογική κινησιολογία, τα χαρακτηριστικά του καναλιού διάδοσης, καθώς και την επίδραση του θερμικού θορύβου και των ανακλάσεων από το περιβάλλον (clutter). Μέσω της χρήσης του εν λόγω προσομοιωτή δημιουργήθηκαν τόσο τα δεδομένα εκπαίδευσης

όσο και τα δεδομένα δοκιμής, τα οποία προσομοιώνουν διάφορες κατηγορίες ανθρώπινης κίνησης. Όσον αφορά την επεξεργασία των σημάτων που παράγονται από τον προσομοιωτή, την υλοποίηση της τεχνικής AirComp, καθώς και την εκπαίδευση και αξιολόγηση των μοντέλων μηχανικής μάθησης, χρησιμοποιήθηκε η γλώσσα προγραμματισμού Python.

5.2 Αποτελέσματα προσομοιώσεων

Στην παρούσα ενότητα παρουσιάζονται και αναλύονται τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων που πραγματοποιήθηκαν στο πλαίσιο της εργασίας. Στόχος είναι η αξιολόγηση της επίδοσης του συστήματος υπό διαφορετικές ρυθμίσεις και παραμέτρους λειτουργίας, έτσι ώστε να αναδειχθούν οι παράγοντες που επηρεάζουν την ακρίβεια της τελικής ταξινόμησης. Οι προσομοιώσεις καλύπτουν ένα εύρος σεναρίων, τα οποία διακρίνονται σε τέσσερις βασικές κατηγορίες:

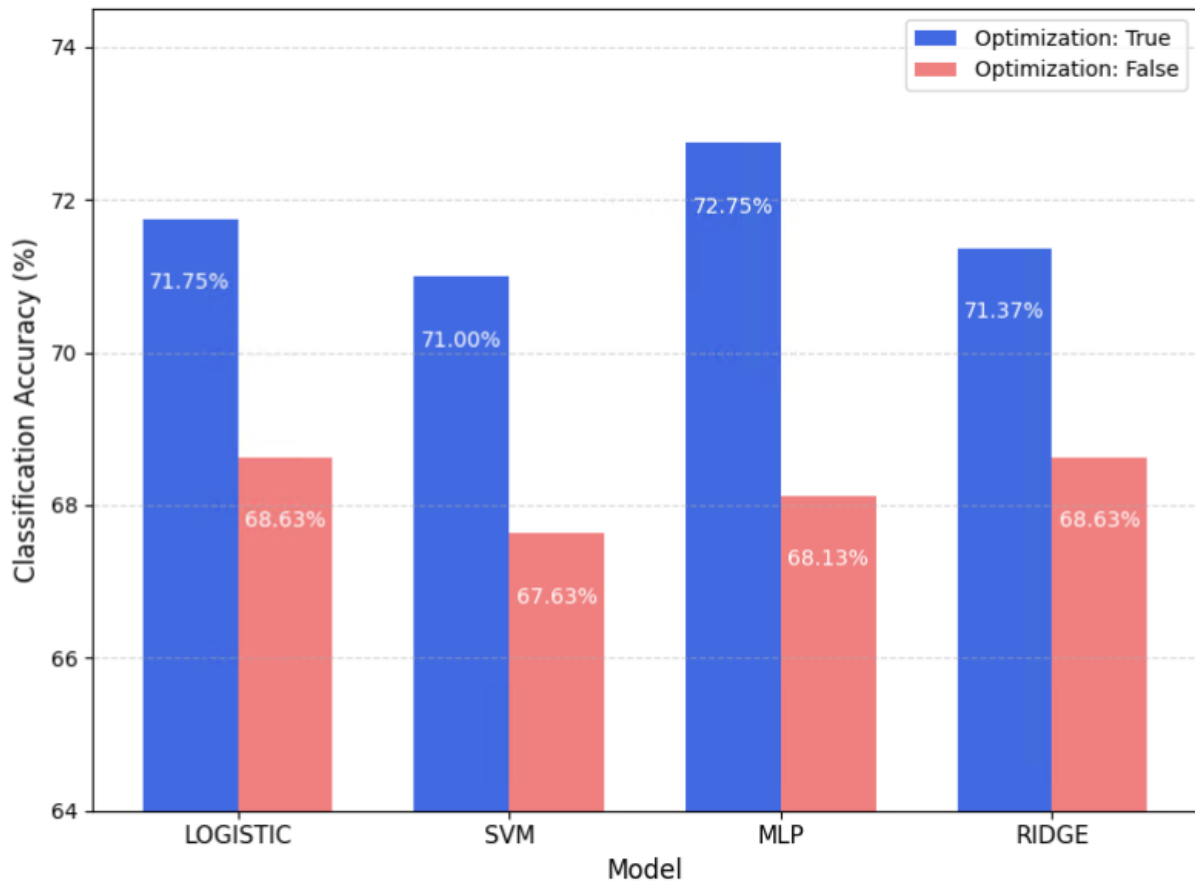
- Σύγκριση με και χωρίς βελτιστοποίηση όπου εξετάζεται η επίδραση της συν-βελτιστοποίησης των precoders και beamformers στη διαχωριστικότητα των χαρακτηριστικών.
- Διαφορετικός αριθμός συσκευών, όπου αναλύεται η επίδοση του συστήματος καθώς μεταβάλλεται το πλήθος των ενεργών απομακρυσμένων συσκευών, και συνεπώς ο βαθμός ταυτόχρονης συνάθροισης.
- Μεταβλητά επίπεδα ενεργειακού περιορισμού ανά συσκευή, όπου αξιολογείται η απόδοση όταν σε κάθε συσκευή επιβάλλονται διαφορετικά ενεργειακά όρια, αναδεικνύοντας τη σχέση μεταξύ διαθέσιμης ενέργειας και ποιότητας του αποτελέσματος.
- Ιδανική και μη ιδανική γνώση του καναλιού (CSI). Στην περίπτωση αυτή, διερευνάται η συμπεριφορά του συστήματος τόσο με τέλεια γνώση των συνθηκών του καναλιού, όσο και με την παρουσία σφάλματος εκτίμησης του καναλιού (CSI error), προκειμένου να μελετηθεί η επίδραση της αβεβαιότητας στις τελικές προβλέψεις.

Η συνολική παρουσίαση οργανώνεται ανά υποπερίπτωση, με συνοδευτικά γραφήματα που τεκμηριώνουν με σαφήνεια τις διαφοροποιήσεις στην απόδοση του συστήματος.

5.2.1 Απόδοση Μοντέλων με Βελτιστοποίηση precoders και beamformer

Στην παρούσα εργασία, η διαδικασία ταξινόμησης πραγματοποιείται πάνω σε δεδομένα που φτάνουν στον edge server μέσω του AirComp. Η κεντρική ιδέα πίσω από το AirComp είναι ότι η συνάθροιση των χαρακτηριστικών από πολλαπλές απομακρυσμένες συσκευές πραγματοποιείται στο φυσικό κανάλι, με αποτέλεσμα ο edge server να λαμβάνει ένα κοινό, συγχωνευμένο σήμα, το οποίο έπειτα υπόκειται σε ταξινόμηση. Η πρόκληση σε αυτό το σενάριο είναι ότι η δομή των συγχωνευμένων χαρακτηριστικών, εξαρτάται έντονα από τις παραμέτρους διαμόρφωσης και ενίσχυσης της κάθε συσκευής (precoding) καθώς και από τον τρόπο που ο server δέχεται και "συνθέτει" τα σήματα μέσω beamforming. Συνεπώς η αποδοτική εκμετάλλευση του καναλιού προϋποθέτει βελτιστοποίηση των precoders και του beamformer, ώστε το τελικό σήμα που λαμβάνει ο server να διατηρεί όσο το δυνατόν περισσότερη διαχωριστική πληροφορία μεταξύ των διαφορετικών κλάσεων. Η διαδικασία βελτιστοποίησης πραγματοποιείται με βάση τα δεδομένα εκπαίδευσης (X_{train} , y_{train}) και μετά το πέρας της διαδικασίας, οι βέλτιστες τιμές των precoders και του beamformer εφαρμόζονται δυναμικά σε κάθε νέο, άγνωστο δείγμα κατά την φάση της μετάδοσης.

Το παρακάτω Σχήμα 5.2 παρουσιάζει την απόδοση των τεσσάρων μοντέλων μηχανικής μάθησης στην ταξινόμηση των τελικών χαρακτηριστικών, με ή χωρίς την παραπάνω διαδικασία βελτιστοποίησης.



Σχήμα 5.2: Σύγκριση μοντέλων ταξινόμησης με ή χωρίς βελτιστοποίηση

Όπως μπορούμε να παρατηρήσουμε, όλα τα μοντέλα επωφελούνται από τη διαδικασία βελτιστοποίησης. Στην περίπτωση του Logistic Regression, το οποίο καταγράφει ακρίβεια με 71.75%, η χρήση των optimized παραμέτρων βελτιώνει την απόδοση κατά 3.12% σε σύγκριση με το μη βελτιστοποιημένο σενάριο (68.63%). Η διαφορά αυτή επιβεβαιώνει ότι το μοντέλο επωφελείται σημαντικά από την καθαρότητα και τη γραμμική διαχωριστικότητα των beamformed σημάτων, όπως αυτές ενισχύονται μέσω της διαδικασίας μεγιστοποίησης του διαχωριστικού κέρδους (discriminant gain). Η φύση του Logistic Regression ως γραμμικός διαχωριστής το καθιστά ιδιαίτερα ευαίσθητο στη γεωμετρία του χώρου χαρακτηριστικών, και συνεπώς η επίδραση της βελτιστοποίησης αποτυπώνεται με σαφήνεια στην απόδοσή του. Αντίστοιχη συμπεριφορά παρατηρείται και στο SVM, το οποίο φτάνει σε ακρίβεια ταξινόμησης το 71.00% όταν χρησιμοποιούνται οι βελτιστοποιημένες παράμετροι, έναντι 67.63% χωρίς αυτές, καταγράφοντας αύξηση της τάξης του 3.37%. Η βελτίωση αυτή σχετίζεται άμεσα με τη λειτουργία του SVM, το οποίο στηρίζεται στην εύρεση του βέλτιστου περιθωρίου (margin) μεταξύ των κλάσεων. Όταν το σύστημα beamforming προσαρμόζεται έτσι ώστε να ενισχύει τον διαχωρισμό, το SVM αποκτά μεγαλύτερη ευχέρεια να τοποθετήσει ένα διαχωριστικό υπερέπιπεδο με υψηλό περιθώριο, με αποτέλεσμα τη βελτίωση της γενικευτικής του ικανότητας. Πιο έντονα εμφανίζεται η επίδραση της βελτιστοποίησης στο MLP το οποίο παρουσιάζει συνολικά και την υψηλότερη ακρίβεια, του οποίου η απόδοση βελτιώνεται από 68.13% σε 72.75%, δηλαδή περισσότερο από 4.5 ποσοστιαίες μονάδες. Η σημαντική αυτή αύξηση αντανακλά την εγγενή ευαισθησία των νευρωνικών δικτύων στην ποιότητα των εισερχόμενων χαρακτηριστικών. Το MLP, επωφελείται όταν τα beamformed χαρακτηριστικά είναι πιο "καθαρά" και διαχωρίσιμα, επιτρέποντάς του να εκπαιδευτεί σε δεδομένα με λιγότερη εσωτερική αβεβαιότητα ή επικαλύψεις μεταξύ των κλάσεων. Τέλος στο Ridge Classifier, η ακρίβεια βελτιώνεται από 68.63% χωρίς χρήση βελτιστοποιημένων παραμέτρων σε 71.37% όταν

εφαρμόζεται η προτεινόμενη διαδικασία optimization, παρουσιάζοντας αύξηση κατά 2.74 ποσοστιαίες μονάδες. Το Ridge, ως γραμμικός ταξινομητής με L2 κανονικοποίηση, βασίζεται στην επίλυση ενός προβλήματος ελαχιστοποίησης της απόκλισης μεταξύ προβλέψεων και πραγματικών τιμών, με ταυτόχρονη συγκράτηση των βαρών σε μικρές τιμές. Η κανονικοποίηση αυτή συμβάλλει στην αποφυγή υπερπροσαρμογής και περιορίζει την επιρροή ακραίων τιμών (outliers).

Η θετική επίδραση της βελτιστοποίησης αποδίδεται στο γεγονός ότι η στοχευμένη διαμόρφωση των precoders και του beamformer οδηγεί σε χαρακτηριστικά με ενισχυμένη διαχωριστική δομή και μικρότερη εσωτερική μεταβλητότητα εντός των κλάσεων. Έτσι, τα μοντέλα λαμβάνουν είσοδο με σαφέστερα όρια μεταξύ των κλάσεων, χωρίς να απαιτείται πολύπλοκη μη γραμμική επεξεργασία.

5.2.2 Απόδοση Μοντέλων σε Συνάρτηση με τον Αριθμό Συσκευών

Στην ενότητα αυτή εξετάζεται ο τρόπος με τον οποίο επηρεάζεται η τελική ακρίβεια ταξινόμησης των μοντέλων μηχανικής μάθησης σε συνάρτηση με τον αριθμό των ενεργών συσκευών που συμμετέχουν στη διαδικασία AirComp. Η ανάλυση αποσκοπεί στο να αποτυπώσει τη συσχέτιση ανάμεσα στην πληθώρα των πηγών πληροφορίας και στην ποιότητα του τελικού beamformed διανύσματος χαρακτηριστικών που λαμβάνει ο edge server.

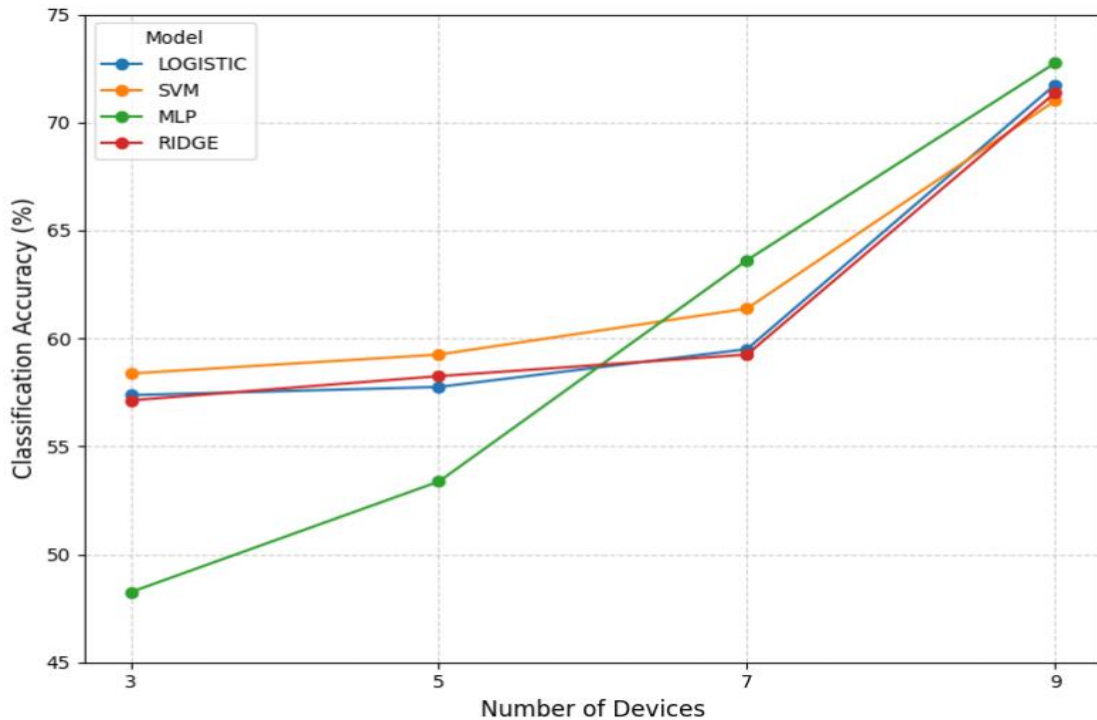
Για τον σκοπό αυτό, πραγματοποιείται πειραματική αξιολόγηση σε τέσσερα διαφορετικά σενάρια με 3, 5, 7 και 9 ενεργές συσκευές. Η μεταβολή του αριθμού των συσκευών δεν επιτυγχάνεται μέσω τυχαίας επιλογής, αλλά ακολουθεί μια συστηματική αφαίρεση από τη διάταξη που παρουσιάστηκε παραπάνω στο Σχήμα 5.1, στην οποία οι 9 συσκευές ραντάρ είναι τοποθετημένες σε μια καμπυλωτή διάταξη στο τρισδιάστατο επίπεδο, ακολουθώντας συμμετρική κατανομή γύρω από τον στόχο και συνεπώς οι συσκευές καταγράφουν δεδομένα από διαφορετικές γωνίες πρόσπτωσης.

Πιο συγκεκριμένα:

- Στην περίπτωση των 9 συσκευών, χρησιμοποιούνται όλες οι μονάδες από τη θέση 1 έως και τη θέση 9.
- Στην περίπτωση των 7 συσκευών, αφαιρούνται οι δύο ακραίες μονάδες, δηλαδή οι συσκευές 8 και 9, διατηρώντας τις συσκευές 1 έως 7.
- Αντίστοιχα, στην περίπτωση των 5 συσκευών, αφαιρούνται τέσσερις μονάδες από το τόξο και συγκεκριμένα οι συσκευές 6, 7, 8 και 9 με αποτέλεσμα να παραμένουν οι συσκευές 1 έως 5.
- Τέλος, στην πιο περιορισμένη περίπτωση με 3 συσκευές, χρησιμοποιούνται μόνο οι συσκευές 1, 2 και 3, ενώ έχουν αφαιρεθεί πλήρως οι συσκευές 4 έως 9.

Η προσέγγιση αυτή διατηρεί τη συμμετρία και την τοπική ομοιομορφία της διάταξης, καθώς διατηρείται σταθερός ο πυρήνας των "κεντρικών" συσκευών, ενώ οι αφαιρέσεις γίνονται σταδιακά από τις ακραίες θέσεις της διάταξης. Με τον τρόπο αυτό, επιτυγχάνεται μια ομαλή μετάβαση από πλήρη σε περιορισμένη κάλυψη του πεζού στόχου, γεγονός που επιτρέπει την αποτίμηση της συσχέτισης μεταξύ χωρικής πολυπλοκότητας της συλλογής δεδομένων και της απόδοσης ταξινόμησης των μοντέλων.

Όπως αποτυπώνεται και στο γράφημα του Σχήματος 5.3, στην περίπτωση των 3 συσκευών όλα τα μοντέλα παρουσιάζουν την χαμηλότερη απόδοσή τους, με το MLP να εμφανίζει με διαφορά την χειρότερη απόδοση από όλα τα μοντέλα. Ειδικότερα, η ακρίβεια των τριών εκ των τεσσάρων μοντέλων κυμαίνεται μεταξύ 57.13% και 58.37%, με ελάχιστες διαφορές μεταξύ τους, ενώ το MLP καταγράφει ακρίβεια μόλις 48.25%. Με μόλις τρία σημεία παρατήρησης τα οποία επιπλέον βρίσκονται γεωμετρικά



Σχήμα 5.3: Ακρίβεια Μοντέλων σε Συνάρτηση με τον Αριθμό Συσκευών

στο κέντρο του τόξου, η χωρική πληροφορία που φτάνει στον δέκτη είναι περιορισμένη. Η κάλυψη του στόχου είναι ανεπαρκής, η γωνιακή διαφοροποίηση των παρατηρήσεων μικρή, και κατ' επέκταση, η ποικιλομορφία του beamformed διανύσματος δεν επαρκεί για να αποτυπωθούν οι ιδιαίτερες διαφοροποιήσεις μεταξύ των κλάσεων.

Με την προσθήκη δύο επιπλέον συσκευών (σύνολο 5), η κατάσταση βελτιώνεται ελαφρώς. Τα ποσοστά ακρίβειας αυξάνονται με τρόπο συνεπή στα τρία από τα τέσσερα μοντέλα, αλλά όχι εντυπωσιακό. Συγκεκριμένα, η ακρίβεια του Logistic Regression ανεβαίνει από 57.37% σε 57.75%, του SVM από 58.37% σε 59.25%, ενώ του Ridge φτάνει το 58.25%. Την μεγαλύτερη βελτίωση παρουσιάζει το MLP, με αύξηση της ακρίβειας από 48.25% σε 53.37%, ήτοι αύξηση μεγαλύτερη από 5 ποσοστιαίες μονάδες. Η μερική βελτίωση στην απόδοση των μοντέλων, αποδίδεται στο γεγονός ότι η προσθήκη των συσκευών 4 και 5 επεκτείνει ελαφρώς το τόξο λήψης, ενισχύοντας τη γωνιακή πολυπλοκότητα του συσσωρευμένου σήματος, χωρίς ωστόσο να επηρεάζει ριζικά τη συνολική δομή των χαρακτηριστικών. Η αύξηση του αριθμού των σημείων πρόσπτωσης συνεισφέρει στην ενίσχυση του σήματος, αλλά δεν είναι ακόμη επαρκής για να δημιουργήσει διακριτές διαφοροποιήσεις υψηλής ποιότητας μεταξύ των κλάσεων.

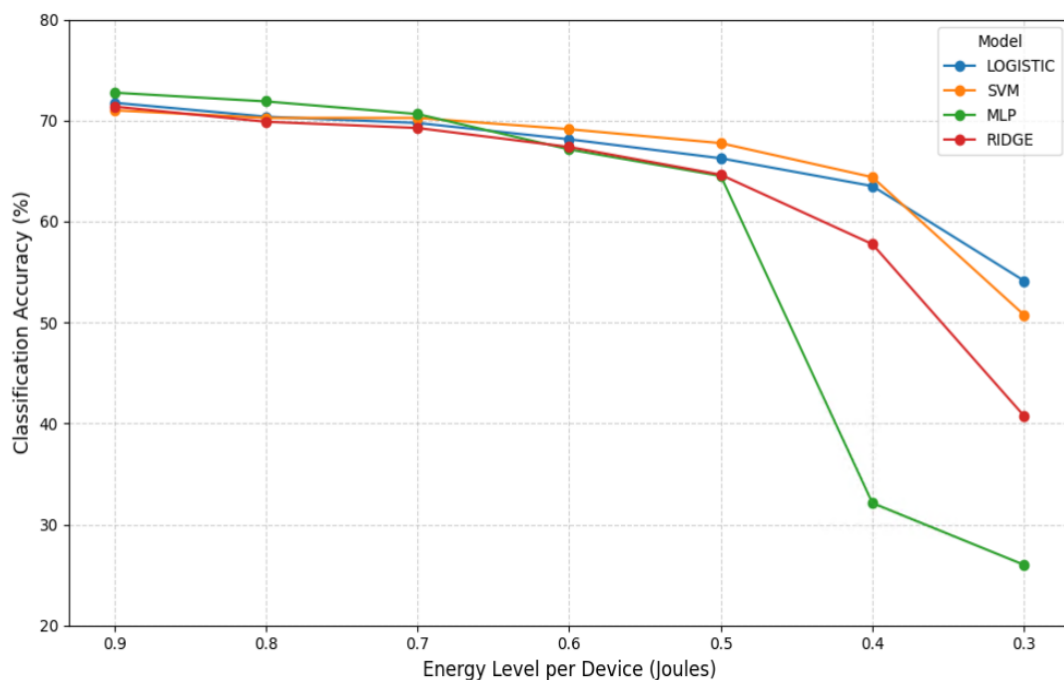
Η επόμενη μετάβαση, από 5 σε 7 συσκευές, οδηγεί σε ακόμα καλύτερα αποτελέσματα, με την ακρίβεια να αυξάνεται και πάλι σταθερά στα τρία από τα τέσσερα μοντέλα. Η θετικότερη επίδραση εντοπίζεται και πάλι στο MLP, το οποίο καταγράφει αρκετά μεγάλη αύξηση ακρίβειας, περισσότερων των 10 ποσοστιαίων μονάδων (από 53.37% σε 63.62%), γεγονός που υποδηλώνει την ιδιαίτερη ευαισθησία του γραμμικού MLP στη βελτίωση της ποιότητας των beamformed χαρακτηριστικών που προκύπτουν από την επέκταση της γωνίας κάλυψης. Η είσοδος των συσκευών 6 και 7 φέρνει το σύστημα κοντά στην πλήρη τοπολογική κάλυψη του στόχου, καθώς οι δύο νέες μονάδες λειτουργούν ως πλευρικές ενισχύσεις που προσφέρουν σήματα από σημαντικά διαφορετικές γωνίες παρατήρησης, ενισχύοντας τη χωρική αποσυσχέτιση των λαμβανόμενων σημάτων. Παρά ταύτα, η αύξηση της ακρίβειας στα μοντέλα Logistic, SVM και Ridge, εξακολουθεί να παραμένει σε μέτρια επίπεδα.

Η πλέον εντυπωσιακή βελτίωση παρατηρείται κατά τη μετάβαση από 7 σε 9 συσκευές, όπου και τα τέσσερα μοντέλα σημειώνουν σημαντική αύξηση της ακρίβειας, με τις τιμές να προσεγγίζουν και να υπερβαίνουν το 70%. Πιο συγκεκριμένα, το Logistic Regression φτάνει στο 71.75%, ενώ και τα υπόλοιπα μοντέλα κυμαίνονται στην περιοχή των 71–73%. Το MLP, παρόλο που ξεκίνησε με πολύ χαμηλά ποσοστά ακρίβειας, εμφανίζει στην πλήρη τοπολογία την καλύτερη απόδοση με 72.75%. Η βελτίωση αυτή όλων των μοντέλων, δεν οφείλεται απλώς στην αριθμητική αύξηση των συσκευών, αλλά κυρίως στη χωρική τοποθέτηση των συσκευών 8 και 9, οι οποίες βρίσκονται στα άκρα του τόξου και επομένως προσφέρουν πληροφορία από τις πιο απομακρυσμένες γωνίες πρόσπτωσης. Η συνεισφορά τους δεν είναι μόνο ποσοτική αλλά ποιοτικά κρίσιμη, καθώς επιτρέπουν την καταγραφή χαρακτηριστικών που είναι μοναδικά για κάθε κλάση και πιθανώς δύσκολα ανακτήσιμα από τις πιο κεντρικές συσκευές. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα τη δραστική ενίσχυση του διαχωρισμού μεταξύ των κλάσεων, γεγονός που αντικατοπτρίζεται στην συνολική απόδοση των μοντέλων.

Συμπερασματικά, τα αποτελέσματα επιβεβαιώνουν ότι η επίδοση των μοντέλων βελτιώνεται προοδευτικά με την αύξηση του αριθμού των συσκευών, με τη μεγαλύτερη συμβολή να προέρχεται από τις ακραίες συσκευές της διάταξης. Το εύρημα αυτό αναδεικνύει την σημασία της γεωμετρικής τοποθέτησης των συσκευών πέρα από την απλή πληθυσμιακή αύξηση, και καταδεικνύει ότι η πλήρης κάλυψη του στόχου από διαφορετικές γωνίες παρατήρησης αποτελεί κρίσιμο παράγοντα για την επιτυχία της ταξινόμησης σε συστήματα AirComp.

5.2.3 Απόδοση Μοντέλων σε Συνάρτηση με τον Ενεργειακό Περιορισμό

Η παρούσα ενότητα επικεντρώνεται στη μελέτη και ανάλυση της συμπεριφοράς των τεσσάρων μοντέλων ταξινόμησης σε σχέση με τη διαθέσιμη ενέργεια ανά συσκευή, η οποία εκφράζεται σε σχετικές μονάδες (Joule) και λαμβάνει τιμές από 0.9 (πλήρης ενέργεια) έως 0.3 (έντονος ενεργειακός περιορισμός). Στόχος είναι να αποτιμηθεί η ευαισθησία των μοντέλων στην ενεργειακή υποβάθμιση του συστήματος μετάδοσης, η οποία επηρεάζει τη διαμόρφωση, το πλάτος και την καθαρότητα των σημάτων που συνδυάζονται μέσω AirComp και φτάνουν στον edge server.



Σχήμα 5.4: Απόδοση Μοντέλων σε Συνάρτηση με τον Ενεργειακό Περιορισμό

Όπως μπορούμε να διακρίνουμε στο γράφημα του Σχήματος 5.4 παραπάνω, καθώς η διαθέσιμη ενέργεια μειώνεται από 0.9 σε 0.7, παρατηρείται ότι η ακρίβεια των περισσότερων μοντέλων παραμένει σχεδόν σταθερή, με μικρές αποκλίσεις. Συγκεκριμένα, το Logistic Regression ξεκινά από 71.75% και μειώνεται ομαλά σε 69.75% (μείωση 2%), ενώ το SVM παρουσιάζει ακόμη πιο ήπια υποχώρηση, από 71.00% σε 70.25% (πτώση μικρότερη του 1%). Αντίστοιχα το MLP το οποίο διατηρεί την υψηλότερη τιμή στην αρχή (72.75%), μειώνεται ελαφρώς σε 70.63%, δείχνοντας και αυτό ανθεκτικότητα στις ήπιες απώλειες ισχύος. Αυτό το φαινόμενο σταθερότητας στο εύρος [0.7–0.9] εξηγείται από το γεγονός ότι η ισχύς εκπομπής παραμένει επαρκής ώστε τα χαρακτηριστικά να διατηρούν τις θεμελιώδεις δομές και πληροφορίες που απαιτούνται για τη διαχωριστικότητα των κλάσεων. Η ενεργειακή μείωση δεν είναι ακόμη τόσο έντονη ώστε να προκαλέσει ουσιώδη παραμόρφωση στο πλάτος ή στη φασική συνέπεια του σήματος. Επιπλέον, το σύστημα, βασισμένο σε προκαθορισμένους και ήδη ρυθμισμένους με έλεγχο ισχύος precoders, συνεχίζει να αποδίδει σταθερά υπό μέτριους περιορισμούς ενέργειας, καθώς η γεωμετρία λήψης παραμένει πρακτικά αναλλοίωτη.

Ωστόσο, από το ενεργειακό επίπεδο 0.6 και κάτω παρατηρείται σταδιακή αλλά σαφώς εντονότερη μείωση της ακρίβειας, η οποία διαφοροποιείται ανάλογα με το μοντέλο. Συγκεκριμένα το MLP είναι αυτό που παρουσιάζει τη μεγαλύτερη απώλεια απόδοσης. Παρόλο που στο 0.6 διατηρεί ακόμη αρκετά υψηλή ακρίβεια με 67.13%, στο 0.5 πέφτει στα 64.50% και στη συνέχεια καταρρέει, φτάνοντας μόλις στο 32.12% για ενέργεια 0.4 και στο χαμηλό 26.00% για 0.3. Το MLP, παρά τη γραμμική του μορφή, είναι ένα μοντέλο ευαίσθητο στην κλίμακα των εισροών. Αυτή η απότομη πτώση αναδεικνύει πόσο εξαρτάται το MLP από την ποιότητα του σήματος και τη διακριτότητα των χαρακτηριστικών. Όταν η διαθέσιμη ισχύς περιορίζεται σημαντικά, μειώνεται η δυνατότητα σωστής εκπαίδευσης και γενίκευσης του μοντέλου. Αντίστοιχη αλλά σαφώς καλύτερη εικόνα εμφανίζει και το Ridge Classifier. Αν και είναι ανθεκτικό στις μέτριες τιμές ενέργειας μέχρι την τιμή 0.5, από το 0.5 και κάτω υποχωρεί στο 57.75% για 0.4 και τελικά στο 40.75% στο χαμηλότερο επίπεδο ενέργειας. Αυτό καταδεικνύει ότι το Ridge, παρά το πλεονέκτημα του L2 regularization, είναι ευάλωτο σε έντονες αλλοιώσεις του σήματος και αυξανόμενο θόρυβο, ειδικά όταν η ισχύς εκπομπής περιορίζεται υπερβολικά. Αντιθέτως, τα μοντέλα Logistic Regression και SVM εμφανίζουν πιο ομαλή μείωση, συγκρατώντας την ακρίβεια άνω του 66% και 67% αντίστοιχα έως και το επίπεδο ενέργειας 0.5. Το SVM δυσκολεύεται στην τοποθέτηση αποτελεσματικού υπερέπιπέδου απόφασης και στην εύρεση βέλτιστου περιθωρίου μόνο στο χαμηλότερο επίπεδο ενέργειας 0.3, όπου πιθανόν τα δεδομένα αποκτούν υψηλό ποσοστό αλληλοεπικάλυψης, λόγω αδυναμίας καθαρής ενίσχυσης του σήματος από τις συσκευές και υποχωρεί στην ακρίβεια ταξινόμησης στο 50.75%. Αντίστοιχα και το Logistic Regression, το οποίο λόγω της πιθανολογικής φύσης του, αποδεικνύεται το πιο σταθερό συνολικά από όλα τα μοντέλα, καθώς ακόμη και στο πιο ακραίο σενάριο (0.3) πέφτει στο 54%, παρουσιάζοντας μεγαλύτερη ευστάθεια σε υποβαθμισμένη ποιότητα σημάτων.

Αυτή η μείωση της απόδοσης των μοντέλων αποδίδεται στο γεγονός ότι η χαμηλή διαθέσιμη ενέργεια περιορίζει την ένταση και την καθαρότητα των σημάτων, οδηγώντας σε προβολές με υψηλή επικάλυψη μεταξύ των κλάσεων και αυξημένο ποσοστό παραμορφωμένων χαρακτηριστικών. Το σύστημα AirComp σε τέτοιες συνθήκες τείνει να λειτουργεί με έντονα συμπιεσμένα διανύσματα, γεγονός που εξουδετερώνει σε μεγάλο βαθμό τον διαχωρισμό μεταξύ των κλάσεων.

Τα παραπάνω ευρήματα αποδεικνύουν ότι τα μοντέλα διατηρούν σχετικά σταθερή απόδοση όσο η ενέργεια κυμαίνεται στο εύρος [0.7–0.9], δηλαδή σε συνθήκες λειτουργικά αποδεκτές, όπου ο θόρυβος δεν κυριαρχεί. Το κρίσιμο ενεργειακό κατώφλι εντοπίζεται στην περιοχή του 0.5, κάτω από την οποία

αρχίζει η κατάρρευση της ικανότητας ταξινόμησης. Η συμπεριφορά αυτή υπογραμμίζει τη σημασία της ενεργειακής διάστασης στο σχεδιασμό AirComp συστημάτων. Για να διασφαλιστεί η ταξινομητική αξιοπιστία, ειδικά σε εφαρμογές όπου η ενεργειακή αυτάρκεια είναι περιορισμένη, απαιτείται ιδιαίτερη προσοχή στην επιλογή precoders και στην προσαρμογή beamforming με βάση την τρέχουσα ενεργειακή κατάσταση των συσκευών.

Επιπλέον, η παραπάνω συμπεριφορά ερμηνεύεται πιο αναλυτικά αν εξεταστεί και μέσα από το πρίσμα του λόγου σήματος προς θόρυβο (SNR), ο οποίος προκύπτει έμμεσα από την κλιμάκωση του ενεργειακού προϋπολογισμού και του σταθερού θορύβου. Όπως είδαμε, κάθε συσκευή διαθέτει έναν συνολικό ενεργειακό προϋπολογισμό, ο οποίος μεταβάλλεται σταδιακά από 0.9 Joule έως 0.3 Joule. Μέρος αυτού, δεσμεύεται για το sensing και για την υπολογιστική επεξεργασία, που θεωρούνται σταθερές για όλα τα σενάρια. Η ενέργεια για το sensing, υπολογίζεται από τη σχέση της ισχύος του sensing και της διάρκειας του sensing, ήτοι $0.1 \text{ W} \times 1 \text{ s} = 0.1 \text{ J}$. Η ενέργεια για την επεξεργασία ορίζεται εξαρχής ως σταθερά 0.1 J. Έτσι για κάθε επίπεδο διαθέσιμης ενέργειας, το υπόλοιπο δυναμικό καθορίζει άμεσα τη μέση ισχύ εκπομπής κάθε συσκευής. Καθώς η διακύμανση του θορύβου παραμένει σταθερή, η σταδιακή μείωση του διαθέσιμου ενεργειακού αποθέματος ουσιαστικά μειώνει τη μέση δυνατή ισχύ μετάδοσης και κατά συνέπεια, το παραγόμενο SNR. Συνεπώς, η διαθέσιμη ενέργεια που απομένει για εκπομπή σήματος προκύπτει ως: $E_k - 0.2$. Κατ' επέκταση οι τιμές του SNR, καθώς $T_c = 1\text{s}$, υπολογίζονται από τη σχέση 5.5 ως:

$$\text{SNR}_{\text{linear}} = \frac{P_{\text{mean}}}{\sigma_n^2} = \frac{E_{\text{comm}}}{\sigma_n^2} = \frac{E_k - 0.2}{0.01} \quad (5.5)$$

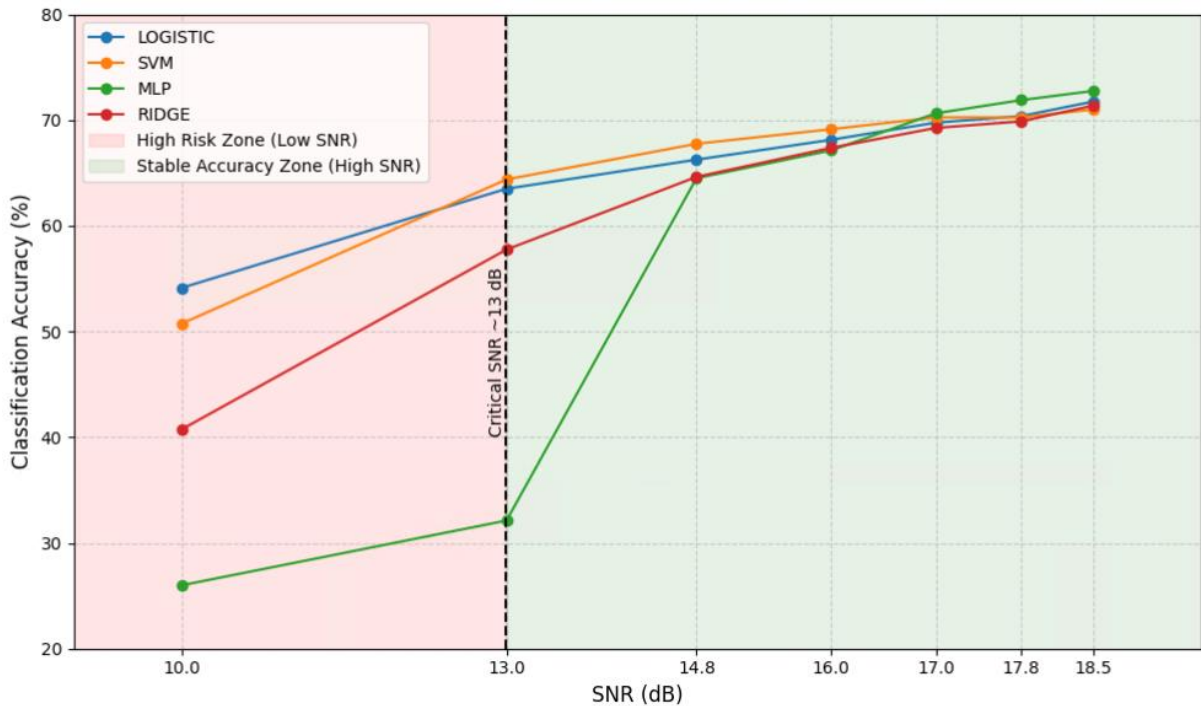
όπου E_{comm} είναι το διαθέσιμο τμήμα της συνολικής ενέργειας που διοχετεύεται αποκλειστικά στη μετάδοση. Έτσι, οι τιμές (σε db) που προκύπτουν για τα αντίστοιχα ενεργειακά επίπεδα δίνονται από τη σχέση (5.6):

$$\text{SNR}_{\text{dB}} = 10 \log_{10} (\text{SNR}_{\text{linear}}) \quad (5.5)$$

Συνεπώς έχουμε:

- $E_k = 0.9 \rightarrow \text{SNR} = 18.45 \text{ dB}$
- $E_k = 0.8 \rightarrow \text{SNR} = 17.78 \text{ dB}$
- $E_k = 0.7 \rightarrow \text{SNR} = 16.99 \text{ dB}$
- $E_k = 0.6 \rightarrow \text{SNR} = 16.02 \text{ dB}$
- $E_k = 0.5 \rightarrow \text{SNR} = 14.77 \text{ dB}$
- $E_k = 0.4 \rightarrow \text{SNR} = 13.01 \text{ dB}$
- $E_k = 0.3 \rightarrow \text{SNR} = 10.00 \text{ dB}$

Η ανάλυση αυτή προσθέτει μια δεύτερη, πιο φυσική ερμηνεία της επίδρασης της ενεργειακής μείωσης στην ταξινομητική ικανότητα, ήτοι ότι το χαμηλό SNR σημαίνει αυξημένη αναλογία θορύβου σε σχέση με την επιθυμητή πληροφορία. Όπως μπορούμε να δούμε και στο Σχήμα 5.5 παρακάτω, η σταδιακή πτώση της ακρίβειας για όλα τα μοντέλα, ιδιαίτερα για τιμές SNR μικρότερες από 14.8db, συνδέεται άμεσα με το γεγονός ότι ο θόρυβος υπερκαλύπτει τη συνεισφορά των καθαρών χαρακτηριστικών σημάτων. Συγκεκριμένα, στο υψηλό εύρος SNR (18.5–14.8), η ακρίβεια των ταξινομητών παραμένει σχεδόν αμετάβλητη ή παρουσιάζει μόνο ήπιες μειώσεις. Αυτό φανερώνει ότι το σύστημα αντέχει καλά



Σχήμα 5.5: Απόδοση Μοντέλων σε Συνάρτηση με το SNR

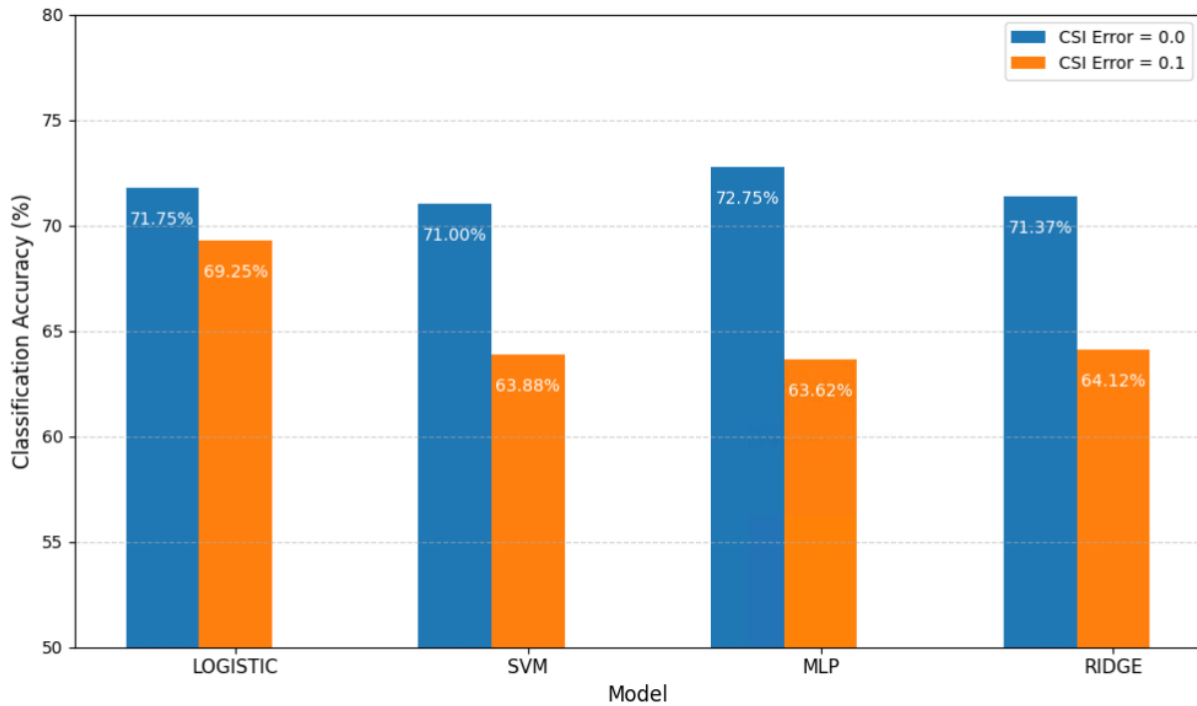
ακόμη και σε μέτριες μειώσεις ισχύος, διατηρώντας την απαραίτητη διαχωριστική ικανότητα μεταξύ των κλάσεων. Τα σήματα παραμένουν «καθαρά» και υπερिशύουν του θορύβου, διασφαλίζοντας την αξιοπιστία της εκτίμησης. Στη μεταβατική περιοχή κάτω από το $\text{SNR} \approx 14.8$, παρατηρείται η αρχή της υποβάθμισης, με την πιο εμφανή πτώση να παρουσιάζεται στο MLP. Εδώ ο θόρυβος αρχίζει να αλλοιώνει (στην περίπτωση του MLP σημαντικά) την καθαρότητα των χαρακτηριστικών.

Στο εύρος όπου έχουμε χαμηλό SNR (≤ 13), η ταξινόμηση γίνεται εμφανώς ασταθής, καθώς η ποιότητα του σήματος δεν αρκεί για να διαχωρίσει αξιόπιστα τις κλάσεις. Ιδίως το MLP και το Ridge εμφανίζουν απότομη κατάρρευση της ακρίβειας, γεγονός που οφείλεται στην ευαισθησία τους σε παραμορφωμένες εισροές.

5.2.4 Ακρίβεια Ταξινόμησης ανά Μοντέλο σε Συνάρτηση με το Σφάλμα CSI

Η συγκεκριμένη ενότητα εστιάζει στην αξιολόγηση της επίδοσης των τεσσάρων μοντέλων μηχανικής μάθησης σε συνάρτηση με την προσθήκη σφάλματος στο Channel State Information (CSI). Ο όρος CSI αναφέρεται στην πλήρη και ακριβή γνώση που έχει το σύστημα για τις παραμέτρους του καναλιού επικοινωνίας μεταξύ των συσκευών και του εξυπηρετητή. Η πληροφορία αυτή είναι κρίσιμη, καθώς χρησιμοποιείται στον σχεδιασμό των beamformers και precoders κατά τη διάρκεια της διαδικασίας AirComp, ώστε να επιτευχθεί αποδοτική υπέρθεση και ανάκτηση των σημάτων. Σε ένα ιδανικό σενάριο ($\text{CSI error} = 0.0$), θεωρείται ότι ο εξυπηρετητής έχει τέλεια γνώση των χαρακτηριστικών του καναλιού για κάθε συσκευή και υποφορέα. Ωστόσο, στην πράξη, η εκτίμηση του CSI βασίζεται σε τεχνικές που υπόκεινται σε περιορισμούς ακρίβειας λόγω παρεμβολών, θορύβου, καθυστερήσεων και χρονικής μεταβλητότητας του καναλιού. Το αποτέλεσμα αυτών των παραγόντων είναι η εισαγωγή σφάλματος εκτίμησης, που έχει ως συνέπεια την απόκλιση του σχεδιασμένου beamforming από τη βέλτιστη λύση, γεγονός που επηρεάζει την ποιότητα των υπερτιθέμενων σημάτων που φτάνουν στον εξυπηρετητή.

Αναλύοντας τα αποτελέσματα που αποτυπώνονται στο γράφημα του Σχήματος 5.6 παρακάτω, το μοντέλο Logistic Regression, παρουσιάζει την μεγαλύτερη ανθεκτικότητα στην εισαγωγή ατελούς CSI,



Σχήμα 5.6: Ακρίβεια Ταξινόμησης ανά Μοντέλο σε Συνάρτηση με την Εισαγωγή Σφάλματος CSI

έχοντας μια σχετικά ομαλή μείωση της ακρίβειας με την εισαγωγή σφάλματος. Η ακρίβεια από 71.75% χωρίς την παρουσία σφάλματος, μειώνεται σε 69.25%. Η υποβάθμιση είναι πιο συγκρατημένη σε σχέση με τα υπόλοιπα μοντέλα, γεγονός που αποδίδεται στο ότι η συγκεκριμένη μέθοδος εφαρμόζει πιθανολογική προσέγγιση και είναι πιο ανθεκτική σε αβεβαιότητες στις εισόδους. Στα υπόλοιπα μοντέλα η μείωση της ακρίβειας ταξινόμησης είναι κατά πολύ εντονότερη. Στο μοντέλο SVM, η ακρίβεια να μειώνεται από το 71.00% σε 63.88%, καθώς εξαρτάται έντονα από τη σωστή τοποθέτηση των ορίων μεταξύ των κλάσεων, κάτι που επηρεάζεται άμεσα όταν τα χαρακτηριστικά είναι παραμορφωμένα λόγω CSI σφαλμάτων. Επίσης και το Ridge Classifier παρουσιάζει πτώση στην ακρίβεια από 71.37% σε 64.12%. Τέλος το MLP, που όπως αποδεικνύεται είναι το πιο ευαίσθητο από τα τέσσερα μοντέλα, από το ποσοστό ακρίβειας 72.75% χωρίς την παρουσία σφάλματος, μειώνεται σε 63.62%. Η απόδοση του MLP υποβαθμίζεται αισθητά όταν τα εισερχόμενα χαρακτηριστικά περιέχουν παραμορφώσεις, όπως αυτές που προκαλούνται από σφάλματα στην εκτίμηση του καναλιού. Αυτό πιθανώς οφείλεται στον μεγάλο αριθμό παραμέτρων που διαθέτει, γεγονός που το καθιστά ευάλωτο σε φαινόμενα υπερεκπαίδευσης (overfitting). Ως αποτέλεσμα, όταν το δίκτυο έχει εκπαιδευτεί σε "καθαρά" δεδομένα, αδυνατεί να γενικεύσει αποτελεσματικά σε νέες εισόδους που έχουν υποστεί θόρυβο ή παραμόρφωση, οδηγώντας σε λανθασμένες ταξινομήσεις.

Συνολικά, η πτώση της ακρίβειας με την εισαγωγή του σφάλματος CSI υπογραμμίζει την κρίσιμη σημασία της ακριβούς εκτίμησης καναλιού στα συστήματα AirComp, ιδιαίτερα όταν αυτά ενσωματώνουν beamforming και precoding.

Κεφάλαιο 6ο: Μελλοντική Εργασία

Η παρούσα εργασία ανέπτυξε και αξιολόγησε ένα ολοκληρωμένο σύστημα ασύρματης ανίχνευσης και κατηγοριοποίησης ανθρώπινης κίνησης, με χρήση της τεχνικής AirComp για τη διαδικασία της μετάδοσης των συλλεχθέντων δεδομένων. Ωστόσο, ανοίγονται σημαντικές προοπτικές για μελλοντική επέκταση και βελτιστοποίηση, τόσο σε επίπεδο υποκειμένων μοντέλων όσο και σε επίπεδο αρχιτεκτονικής και σχεδιασμού.

Όπως προτείνουν οι συγγραφείς του [5], ένα ιδιαίτερα ενδιαφέρον ερευνητικό μονοπάτι, αφορά τη διαδικασία κατά την οποία συλλέγονται τα δεδομένα, μέσω της βελτιστοποίησης της επιλογής ενεργών συσκευών (device scheduling), ειδικά σε περιβάλλοντα όπου οι διαθέσιμοι πόροι, όπως το φάσμα συχνοτήτων ή οι χρονικές θυρίδες είναι περιορισμένοι. Στην περίπτωση αυτή, η πρόκληση δεν εντοπίζεται μόνο στον προγραμματισμό των μεταδόσεων, αλλά και στην προσεκτική επιλογή των συλλεχθέντων δεδομένων που συνεισφέρουν ουσιαστικά στην ακρίβεια της τελικής απόφασης. Εξίσου κρίσιμη είναι η διερεύνηση περιπτώσεων όπου οι συμμετέχουσες συσκευές δεν έχουν πλήρη πρόσβαση στο συνολικό πεδίο, είτε λόγω φυσικών περιορισμών είτε λόγω κόστους ή περιορισμένου οπτικού πεδίου. Όπως καταγράφηκε και παραπάνω από τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων, η σημασία της γεωμετρικής τοποθέτησης των συσκευών και η κάλυψη του στόχου από τις σωστές γωνίες παρατήρησης, αποτελεί κρίσιμο παράγοντα για την επιτυχία της ταξινόμησης σε συστήματα AirComp. Τέτοια σενάρια μερικής παρατήρησης, καθιστούν επιτακτική την ανάπτυξη συνεργατικών μοντέλων επεξεργασίας και συγχώνευσης πληροφορίας [6].

Η ερευνητική προσπάθεια πρέπει να κατευθυνθεί και στην βελτίωση του σχεδιασμού του καναλιού, έτσι ώστε να αντανakλά καλύτερα τις ιδιαιτερότητες ενός ρεαλιστικού περιβάλλοντος. Αν και στην παρούσα μελέτη χρησιμοποιήθηκε σταθερή παραμετροποίηση για το fading, το path loss και τον θόρυβο, μελλοντικά μπορεί να εξεταστούν δυναμικά ή κινητά σενάρια, όπου η κίνηση τόσο του χρήστη όσο και πιθανώς των ίδιων των ραντάρ επιφέρει χρονικά μεταβαλλόμενες συνθήκες διάδοσης. Η ενσωμάτωση time-varying fading μοντέλων ή ακόμα και προσομοιώσεις τύπου ray-tracing θα μπορούσαν να προσδώσουν μεγαλύτερη ρεαλιστικότητα στην ανάλυση.

Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει και η υλοποίηση της τεχνικής AirComp στο φυσικό επίπεδο (PHY layer), υπερβαίνοντας την αφηρημένη μαθηματική μοντελοποίηση. Η ανάπτυξη ενός φυσικού επιπέδου με μοντελοποίηση πραγματικών σημάτων OFDM, μαζί με πλήρη υλοποίηση channel precoding και beamforming σε συνθήκες θορύβου, αποτελεί ένα κρίσιμο βήμα για τη μετάβαση από τη θεωρία στην πράξη. Μέσα σε αυτό το πλαίσιο, η χρήση λογισμικού προσομοίωσης PHY-layer (όπως MATLAB 5G Toolbox ή GNURadio) ή και hardware-based testbeds (π.χ. με USRP συσκευές) θα μπορούσε να προσφέρει πολύτιμα πειραματικά ευρήματα.

Ένας άλλος άξονας που αξίζει να εξεταστεί, είναι μια ουσιαστική προέκταση της παρούσας αρχιτεκτονικής, η οποία αφορά την αντικατάσταση της υλοποίησης SIMO (Single-Input Multiple-Output) με μια πολυπλοκότερη δομή τύπου MIMO (Multiple-Input Multiple-Output). Η μετάβαση αυτή θα επέτρεπε την ταυτόχρονη λήψη σημάτων από πολλαπλές κεραίες ανά συσκευή, αυξάνοντας κατακόρυφα τη χωρητικότητα του καναλιού και ανοίγοντας νέες προοπτικές για πιο ανθεκτικά και ευφυή σχήματα.

Πρόκληση επίσης αποτελεί η βελτίωση της ακρίβειας ταξινόμησης. Η υφιστάμενη προσέγγιση βασίζεται σε παραδοσιακά μοντέλα μηχανικής μάθησης, όπως Logistic Regression, SVM, MLP και Ridge Classifier, τα οποία εφαρμόζονται σε χαρακτηριστικά που προέρχονται από τεχνικές μείωσης

διαστάσεων (LDA, TCA). Η ενσωμάτωση νεότερων μοντέλων, όπως νευρωνικά δίκτυα τύπου CNN ή attention-based αρχιτεκτονικές, θα μπορούσε να οδηγήσει σε σημαντική αύξηση της διακριτικής ικανότητας των μοντέλων, ιδίως όταν πρόκειται για πιο περίπλοκες ή δυναμικές κινήσεις.

Παράλληλα, η διεύρυνση του συνόλου των κατηγοριών ανθρώπινης δραστηριότητας αποτελεί ένα ακόμα σημαντικό βήμα. Ενώ η παρούσα μελέτη επικεντρώνεται αποκλειστικά σε έναν ενήλικα που είτε στέκεται είτε κινείται με διαφορετικές ταχύτητες, η εισαγωγή επιπλέον σεναρίων όπως καθιστή θέση, πτώσεις, ή απότομες κινήσεις δύναται να ενισχύσει τη χρηστικότητα του συστήματος, ειδικά σε εφαρμογές όπως η επιτήρηση ηλικιωμένων ή η ασφάλεια εσωτερικών χώρων.

Σημαντικό πεδίο για μελλοντική διερεύνηση αποτελεί και η επέκταση του συστήματος σε νέα σύνολα δεδομένων σε σχέση με τις υφιστάμενες λύσεις. Η ενσωμάτωση καθιερωμένων βάσεων δεδομένων κίνησης ανθρώπων, θα προσέφερε έναν αξιόπιστο τρόπο σύγκρισης απόδοσης, καθώς και τη δυνατότητα για περαιτέρω γενίκευση πέρα από τα custom generated δεδομένα της παρούσας μελέτης.

Συνοψίζοντας, η κατεύθυνση της μελλοντικής εργασίας δύναται να κινηθεί σε τρία αλληλένδετα επίπεδα: α) την ενίσχυση της μαθηματικής και τεχνικής αρτιότητας μέσω ρεαλιστικότερης μοντελοποίησης του καναλιού και της ασύρματης διάδοσης, β) την αναβάθμιση του αλγοριθμικού σκέλους με μοντέρνα μοντέλα μηχανικής μάθησης και γ) τη σταδιακή μεταφορά του συστήματος από τον ερευνητικό χώρο προσομοιώσεων σε πραγματικά περιβάλλοντα εφαρμογής και δοκιμών. Οι παραπάνω επεκτάσεις, εφόσον υλοποιηθούν συνδυαστικά, θα μπορέσουν να ενισχύσουν τη δυνατότητα των συστημάτων ISCC, καθιστώντας τα και πρακτικά αξιοποιήσιμα σε ρεαλιστικά και δυναμικά περιβάλλοντα.

Κεφάλαιο 7ο: Συμπεράσματα

Η ολοκλήρωση της παρούσας εργασίας ανέδειξε ένα σημαντικό αριθμό κρίσιμων παρατηρήσεων και τεχνικών συμπερασμάτων που σχετίζονται όχι μόνο με την απόδοση των επιμέρους μοντέλων, αλλά κυρίως με τη λειτουργική ενοποίηση των τριών βασικών υποσυστημάτων ενός σύγχρονου ISCC σχήματος: της ανίχνευσης, της ασύρματης επικοινωνίας και της κατανεμημένης υπολογιστικής. Μέσα από τη συνολική υλοποίηση της προσομοίωσης, εντοπίζονται δομικά και λειτουργικά ζητήματα, που καταδεικνύουν τις προκλήσεις που αντιμετωπίζονται σε πραγματικές συνθήκες, έξω από την ελεγχόμενη και ιδανική φύση ενός εργαστηριακού περιβάλλοντος.

Ένα πρώτο γενικό συμπέρασμα αφορά στη φύση της ενσωμάτωσης τριών διαφορετικών λειτουργιών που επιχειρείται από το ISCC. Ο συγχρονισμός μεταξύ των τριών επιπέδων απαιτεί ακριβή χρονισμό, ενεργειακή συνέργεια και ευθυγράμμιση στόχων. Σε ένα θεωρητικό πλαίσιο, τα τρία αυτά υποσυστήματα μπορούν να συνυπάρξουν αποτελεσματικά μέσω τεχνικών όπως η Over-the-Air Computation (AirComp), η οποία υπόσχεται την άμεση και ενεργειακά αποδοτική συγκέντρωση πληροφορίας στον αέρα. Ωστόσο, σε πρακτικό επίπεδο, η επιτυχής υλοποίηση της AirComp εξαρτάται από πληθώρα παραμέτρων που δύσκολα διατηρούνται σταθερές στο πραγματικό περιβάλλον.

Πιο συγκεκριμένα, η απόδοση της AirComp πλήττεται από τις ιδιομορφίες του καναλιού και τις μη ιδανικές συνθήκες συγχρονισμού. Η βασική της απαίτηση για ταυτόχρονη και ευθυγραμμισμένη εκπομπή από πολλαπλές συσκευές καθιστά το σύστημα ευάλωτο σε ακόμα και μικρές ασυμφωνίες είτε σε φάση είτε σε ισχύ. Η παραμικρή απόκλιση σε αυτές τις παραμέτρους μπορεί να προκαλέσει σοβαρή παραμόρφωση του υπολογιζόμενου συνόλου στον edge server, επηρεάζοντας αρνητικά την τελική ακρίβεια της ταξινόμησης.

Επιπλέον, η παρούσα προσομοίωση, όπως και οι περισσότερες στην τρέχουσα βιβλιογραφία, βασίζεται σε ένα σύνολο παραδοχών που διευκολύνουν την υλοποίηση αλλά περιορίζουν τη γενίκευση των ευρημάτων. Για παράδειγμα, γίνεται αποδοχή απόλυτου συγχρονισμού ανάμεσα στις συσκευές, ιδανικής γνώσης του καναλιού στο δέκτη, και σταθερού υποβάθρου θορύβου. Στην πράξη, κανένα από τα παραπάνω δεν μπορεί να θεωρηθεί δεδομένο. Στην περίπτωση του edge inference, η απόδοση επηρεάζεται άμεσα από την ποιότητα της συλλεγόμενης πληροφορίας, το εύρος ζώνης που αποδίδεται σε κάθε συσκευή, και την ικανότητα διατήρησης χαμηλών καθυστερήσεων.

Περαιτέρω, τα πραγματικά δεδομένα που συλλέγονται σε πραγματικά περιβάλλοντα (π.χ., δημόσιοι χώροι, κατοικίες, βιομηχανικές εγκαταστάσεις) παρουσιάζουν στατιστικές ιδιαιτερότητες που δεν αποτυπώνονται εύκολα σε συνθετικά datasets. Η διαφοροποίηση των κατανομών, δηλαδή το φαινόμενο της "distribution mismatch", εισάγει συστηματικό σφάλμα στην απόδοση των εκπαιδευμένων μοντέλων όταν αυτά αναπτυχθούν σε νέα περιβάλλοντα. Ένα κλασικό παράδειγμα αποτελεί η εφαρμογή ενός μοντέλου που έχει εκπαιδευτεί σε δεδομένα χαμηλού θορύβου (π.χ., συνθετικά ή εργαστηριακά) σε σενάρια όπου η πληροφορία επηρεάζεται από δυναμική σκίαση, πολλαπλές ανακλάσεις και παρεμβολές. Η αντιμετώπιση αυτών των ζητημάτων προϋποθέτει την υιοθέτηση τεχνικών ευθυγράμμισης κατανομών, όπως η TCA, που σκοπεύει στην προβολή των δεδομένων προέλευσης και προορισμού σε έναν κοινό υποχώρο όπου η στατιστική απόσταση μειώνεται. Όμως, ακόμα και τέτοιες τεχνικές βασίζονται σε παραδοχές ομαλότητας των δεδομένων και γραμμικότητας του χώρου προβολής. Επομένως, η επίτευξη πραγματικής ανθεκτικότητας στην μεταβλητότητα των δεδομένων απαιτεί μια πιο ολοκληρωμένη προσέγγιση που να ενσωματώνει και την ενίσχυση του συστήματος στο φυσικό επίπεδο.

Ένα ακόμη κρίσιμο σημείο εστιάζεται στους περιορισμούς της επεξεργασίας πληροφορίας στο άκρο του δικτύου (edge). Οι συσκευές που συμμετέχουν σε ένα ISCC σχήμα συχνά διαθέτουν περιορισμένο ενεργειακό απόθεμα, μικρή υπολογιστική ισχύ, και χαμηλό βαθμό συγχρονισμού μεταξύ τους. Η εξισορρόπηση των ενεργειακών δαπανών για sensing, μετάδοση και τοπική επεξεργασία είναι πολύ σημαντική, έτσι ώστε να διασφαλίζεται η βιωσιμότητα του συστήματος σε πραγματικό χρόνο. Επιπλέον, το γεγονός ότι η τελική απόφαση λαμβάνεται στον edge server καθιστά το σύστημα εξαιρετικά ευαίσθητο σε αλλοιώσεις των μεταδιδόμενων σημάτων. Το πρόβλημα επιτείνεται από την εγγενή φύση του AirComp να "συγκεντρώνει" και το σφάλμα, και όχι να το φιλτράρει.

Η παρούσα προσομοίωση αποδεικνύει ότι υπό ιδανικές συνθήκες, οι τεχνικές όπως η AirComp και η TCA μπορούν να επιτύχουν υψηλή απόδοση, διατηρώντας την ταξινόμηση εντός αποδεκτών ορίων. Όμως, είναι σαφές ότι για εφαρμογές πεδίου, απαιτούνται επιπρόσθετα μέτρα: είτε μέσω προσαρμοστικής εκπαίδευσης με δεδομένα πραγματικού κόσμου (π.χ., μέσω transfer learning ή domain adaptation), είτε μέσω σχεδιασμού μοντέλων που να ενσωματώνουν αβεβαιότητα στην είσοδό τους.

Αξιοσημείωτη είναι και η ανάγκη αξιολόγησης των συστημάτων ISCC με βάση πιο ρεαλιστικές παραμέτρους καναλιού. Η χρήση μοντέλων πολλαπλής διαδρομής με τυχαίες μεταβολές (fading, Doppler shifts, shadowing), καθώς και η ενσωμάτωση θορύβου χαμηλής ισχύος αλλά υψηλής συχνότητας, όπως σε βιομηχανικά περιβάλλοντα, προσφέρουν μια πιο ειλικρινή εκτίμηση της απόδοσης. Πέραν τούτου, η αξιολόγηση της τελικής απόφασης πρέπει να λαμβάνει υπόψη και χρονικούς περιορισμούς, καθώς η καθυστέρηση της πρόβλεψης μπορεί να είναι καταστροφική σε εφαρμογές ασφάλειας ή ρομποτικής.

Ο σχεδιασμός ενός συστήματος ISCC δεν θα πρέπει να βασίζεται αποκλειστικά σε υψηλή ακρίβεια προσομοιωμένων ταξινομήσεων, αλλά στην ικανότητα του μοντέλου να προσαρμόζεται και να μαθαίνει από νέα δεδομένα. Η αναντιστοιχία μεταξύ εκπαίδευσης και χρήσης σε διαφορετικά περιβάλλοντα απαιτεί προσαρμοστική μάθηση, καινοτόμους μηχανισμούς αυτοδιορθώσεων και ανατροφοδότηση από τον edge server προς τις συσκευές.

Συνοψίζοντας, η προσομοίωση που υλοποιήθηκε παρέχει σημαντικές ενδείξεις για την πρακτικότητα και τη χρησιμότητα των ISCC συστημάτων. Ο δρόμος προς την πλήρη υλοποίηση ενός τέτοιου σχήματος σε πραγματικό περιβάλλον απαιτεί συνδυασμό καινοτομίας, προσαρμοστικότητας και ρεαλιστικής αξιολόγησης των επιδόσεων σε μη ιδανικές συνθήκες.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] D. Wen, Y. Zhou, X. Li, Y. Shi, K. Huang and K. B. Letaief, "A Survey on Integrated Sensing, Communication, and Computation," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, doi: 10.1109/COMST.2024.3521498.
- [2] K. Yang, Y. Shi, W. Yu and Z. Ding, "Energy-Efficient Processing and Robust Wireless Cooperative Transmission for Edge Inference," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 7, no. 10, pp. 9456–9470, Oct. 2020, doi: 10.1109/JIOT.2020.2979523.
- [3] N. Shlezinger and I. V. Bajić, "Collaborative Inference for AI-Empowered IoT Devices," *IEEE Internet of Things Magazine*, vol. 5, no. 4, pp. 92–98, Dec. 2022, doi: 10.1109/IOTM.001.2200152.
- [4] E. Li, L. Zeng, Z. Zhou and X. Chen, "Edge AI: On-Demand Accelerating Deep Neural Network Inference via Edge Computing," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 19, no. 1, pp. 447–457, Jan. 2020, doi: 10.1109/TWC.2019.2946140.
- [5] Z. Zhuang, D. Wen, Y. Shi, G. Zhu, S. Wu and D. Niyato, "Integrated Sensing-Communication-Computation for Over-the-Air Edge AI Inference," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 23, no. 4, pp. 3205–3220, Apr. 2024, doi: 10.1109/TWC.2023.3306465.
- [6] D. Wen, X. Jiao, P. Liu, G. Zhu, Y. Shi and K. Huang, "Task-Oriented Over-the-Air Computation for Multi-Device Edge AI," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 23, no. 3, pp. 2039–2053, Mar. 2024, doi: 10.1109/TWC.2023.3294703.
- [7] G. Zhu, Z. Lyu, X. Jiao, P. Liu, M. Chen, J. Xu, S. Cui and P. Zhang, "Pushing AI to Wireless Network Edge: An Overview on Integrated Sensing, Communication, and Computation Towards 6G," *Science China Information Sciences*, vol. 66, no. 9, pp. 193301, Sep. 2023, doi: 10.1007/s11432-022-3784-3.
- [8] Z. Yang, Y. Liu, L. Song, Y. Chen and Z. Han, "Integrated Sensing, Communication and Computation for Edge Intelligence," *IEEE Wireless Communications*, vol. 30, no. 1, pp. 42–48, Feb. 2023, doi: 10.1109/MWC.001.2200168.
- [9] E. C. Strinati and S. Barbarossa, "6G Networks: Beyond Shannon Towards Semantic and Goal-Oriented Communications," *Computer Networks*, vol. 190, pp. 107930, May 2021, doi: 10.1016/j.comnet.2021.107930.
- [10] H. Xie, Z. Qin, X. Tao and K. B. Letaief, "Task-Oriented Multi-User Semantic Communications," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 40, no. 9, pp. 2584–2597, Sep. 2022, doi: 10.1109/JSAC.2022.3191326.
- [11] Y. Shi, Y. Zhou, D. Wen, Y. Wu, C. Jiang and K. B. Letaief, "Task-Oriented Communications for 6G: Vision, Principles, and Technologies," *IEEE Wireless Communications*, vol. 30, no. 3, pp. 78–85, Jun. 2023, doi: 10.1109/MWC.002.2200468.
- [12] J. Shao, Y. Mao and J. Zhang, "Task-Oriented Communication for Multidevice Cooperative Edge Inference," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 22, no. 1, pp. 73–87, Jan. 2023, doi: 10.1109/TWC.2022.3191118.

- [13] G. Zhu and K. Huang, "MIMO Over-the-Air Computation for High-Mobility Multimodal Sensing," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 6, no. 4, pp. 6089–6103, Aug. 2019, doi: 10.1109/JIOT.2018.2871070.
- [14] G. Zhu, Y. Wang and K. Huang, "Broadband Analog Aggregation for Low-Latency Federated Edge Learning," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 19, no. 1, pp. 491–506, Jan. 2020, doi: 10.1109/TWC.2019.2946245.
- [15] X. Li, G. Zhu, Y. Gong and K. Huang, "Wirelessly Powered Data Aggregation for IoT via Over-the-Air Function Computation: Beamforming and Power Control," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 18, no. 7, pp. 3437–3452, Jul. 2019, doi: 10.1109/TWC.2019.2914046.
- [16] M. Goldenbaum, H. Boche and S. Stańczak, "Harnessing Interference for Analog Function Computation in Wireless Sensor Networks," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 61, no. 20, pp. 4893–4906, Oct. 15, 2013, doi: 10.1109/TSP.2013.2272921.
- [17] Z. Wang, Y. Zhao, Y. Zhou, Y. Shi, C. Jiang and K. B. Letaief, "Over-the-Air Computation for 6G: Foundations, Technologies, and Applications," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 11, no. 14, pp. 24634–24658, Jul. 15, 2024, doi: 10.1109/JIOT.2024.3405448.
- [18] A. Pérez-Neira, M. Martínez-Gost, A. Şahin, S. Razavikia, C. Fischione and K. Huang, "Waveforms for Computing Over the Air," *IEEE Signal Processing Magazine*, submitted, arXiv:2405.17007, May 2024.
- [19] M. Goldenbaum and S. Stańczak, "Robust Analog Function Computation via Wireless Multiple-Access Channels," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 61, no. 9, pp. 3863–3877, Sep. 2013, doi: 10.1109/TCOMM.2013.072913.120815.
- [20] W. Fang, Y. Jiang, Y. Shi, Y. Zhou, W. Chen and K. B. Letaief, "Over-the-Air Computation via Reconfigurable Intelligent Surface," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 69, no. 12, pp. 8612–8626, Dec. 2021, doi: 10.1109/TCOMM.2021.3114791.
- [21] G. Zhu, J. Xu, K. Huang and S. Cui, "Over-the-Air Computing for Wireless Data Aggregation in Massive IoT," in *IEEE Wireless Communications*, vol. 28, no. 4, pp. 57–65, Aug. 2021.
- [22] K. Yang, T. Jiang, Y. Shi and Z. Ding, "Federated Learning via Over-the-Air Computation," in *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 19, no. 3, pp. 2022–2035, Mar. 2020.
- [23] G. Zhu, Y. Du, D. Gündüz and K. Huang, "One-Bit Over-the-Air Aggregation for Communication-Efficient Federated Edge Learning: Design and Convergence Analysis," in *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 20, no. 3, pp. 2120–2135, Mar. 2021.
- [24] Y. Li and G. L. Stuber, *Orthogonal Frequency Division Multiplexing for Wireless Communications*. Springer, 2006.
- [25] F. Irram, M. Ali, M. Naeem and S. Mumtaz, "Physical layer security for beyond 5G/6G networks: Emerging technologies and future directions," *Journal of Network and Computer Applications*, vol. 206, 2022, Art. no. 103431.
- [26] P. K. Nath M. M. Rahman, S. M. A. Rahim, Md. K. Hossain, Md. S. Raza, and Md. N. U. Khan, "Performance Analysis between Analog OFDM & Digital OFDM System," *I.J. Wireless and Microwave Technologies*, vol. 2016, no. 4, pp. 84–100, Jul. 2016.

- [27] L. You, X. Zhao, R. Cao, Y. Shao and L. Fu, "Broadband Digital Over-the-Air Computation for Wireless Federated Edge Learning," in *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol. 23, no. 5, pp. 5212–5228, May 2024.
- [28] Y. Chen, H. Xing, J. Xu, L. Xu and S. Cui, "Over-the-Air Computation in OFDM Systems With Imperfect Channel State Information," in *IEEE Transactions on Communications*, vol. 72, no. 5, pp. 2929–2944, May 2024.
- [29] X. Li, Y. Gong, K. Huang and Z. Niu, "Over-the-Air Integrated Sensing, Communication, and Computation in IoT Networks," in *IEEE Wireless Communications*, vol. 30, no. 1, pp. 32–38, Feb. 2023.
- [30] Z. Feng et al., "Joint Communication, Sensing, and Computation Enabled 6G Intelligent Machine System," in *IEEE Network*, vol. 35, no. 6, pp. 34–42, Nov./Dec. 2021.
- [31] R. Ren, "Integrated Sensing, Communication, and Computation for IoV Towards 6G," preprint, Jan. 2025. [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/387711684>
- [32] J. Zhao et al., "IoV-Oriented Integrated Sensing, Computation, and Communication: System Design and Resource Allocation," in *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 73, no. 11, pp. 16283–16294, Nov. 2024.
- [33] M. Shen et al., "An Indoor Fall Monitoring System: Robust, Multistatic Radar Sensing and Explainable, Feature-Resonated Deep Neural Network," in *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 27, no. 4, pp. 1891–1902, Apr. 2023.
- [34] D. Wen et al., "Task-Oriented Sensing, Computation, and Communication Integration for Multi-Device Edge AI," in *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 23, no. 3, pp. 2486–2502, Mar. 2024.
- [35] Y.-S. Lee, K.-H. Lee and B. C. Jung, "Beamforming Techniques for Over-the-Air Computation in MIMO IoT Networks," **Sensors**, vol. 20, Art. no. 6464, 2020.
- [36] J. Zhang, Y. Zhang, C. Zhong and Z. Zhang, "Robust Design for Intelligent Reflecting Surfaces Assisted MISO Systems," in *IEEE Communications Letters*, vol. 24, no. 10, pp. 2353–2357, Oct. 2020.
- [37] G. Li et al., "Wireless Sensing With Deep Spectrogram Network and Primitive Based Autoregressive Hybrid Channel Model," in *Proc. IEEE SPAWC*, 2021.
- [38] E. van Dorp and F. C. A. Groen, "Human walking estimation with radar," in **IEE Proc. Radar, Sonar and Navigation**, vol. 150, no. 5, pp. 356–365, Oct. 2003.
- [39] C. Wang, J. Liu and Y. He, "Primitive-Based Modeling and Simulation of Human Micro-Doppler Signatures for Radar Applications," in *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 56, no. 4, pp. 3122–3136, Aug. 2020.
- [40] C. Clemente and J. J. Soraghan, "Vibrating Micro-Doppler Signature Extraction from SAR Data Using Singular Value Decomposition," in **Proc. European Conf. Synthetic Aperture Radar (EUSAR)**, 2012.
- [41] M. Henninger, S. Mandelli, A. Grudnitsky, T. Wild and S. ten Brink, "CRAP: Clutter Removal with Acquisitions Under Phase Noise," *2023 2nd International Conference on 6G Networking (6GNet)*, Paris, France, 2023, pp. 1–8, doi: 10.1109/6GNet58894.2023.10317664.

- [42] R. J. Oliveira et al., "GPR Clutter Reflection Noise-Filtering through Singular Value Decomposition in the Bidimensional Spectral Domain," *Remote Sensing*, vol. 13, no. 10, p. 2005, 2021, doi: 10.3390/rs13102005.
- [43] X. Huang, J. Ding, D. Liang and L. Wen, "Multi-Person Recognition Using Separated Micro-Doppler Signatures," *IEEE Sensors Journal*, vol. 20, no. 12, pp. 6605–6611, Jun. 2020, doi: 10.1109/JSEN.2020.2977170.
- [44] F. Zhang, T. Y. Wu, J. S. Pan et al., "Human motion recognition based on SVM in VR art media interaction environment," *Human-centric Computing and Information Sciences*, vol. 9, no. 40, 2019, doi: 10.1186/s13673-019-0203-8.
- [45] A. Phinyomark, H. Hu, P. Phukpattaranont and C. Limsakul, "Application of Linear Discriminant Analysis in Dimensionality Reduction for Hand Motion Classification," *Measurement Science Review*, vol. 12, no. 3, pp. 82–89, 2012, doi: 10.2478/v10048-012-0015-8.
- [46] L. Hu, K. Zhao, B. W.-K. Ling, S. Liang and Y. Wei, "Improving human activity recognition via graph attention network with linear discriminant analysis and residual learning," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 100, p. 107053, 2025, doi: 10.1016/j.bspc.2024.107053.
- [47] D. Tse and P. Viswanath, *Fundamentals of Wireless Communication*. Cambridge, U.K.: Cambridge University Press, 2005.
- [48] E. G. Larsson, O. Edfors, F. Tufvesson and T. L. Marzetta, "Massive MIMO for next generation wireless systems," *IEEE Communications Magazine*, vol. 52, no. 2, pp. 186–195, Feb. 2014, doi: 10.1109/MCOM.2014.6736761.
- [49] T. Kebede, Y. Wondie, J. Steinbrunn, H. B. Kassa and K. T. Kornegay, "Precoding and Beamforming Techniques in mmWave-Massive MIMO: Performance Assessment," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 16365–16387, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3149301.
- [50] D. P. Kingma and J. Ba, "Adam: A method for stochastic optimization," in *Proc. 3rd Int. Conf. Learn. Represent. (ICLR)*, San Diego, CA, USA, May 2015. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1412.6980>
- [51] S. Ruder, "An overview of gradient descent optimization algorithms," arXiv preprint arXiv:1609.04747, 2016. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1609.04747>
- [52] S. J. Pan, I. W. Tsang, J. T. Kwok and Q. Yang, "Domain Adaptation via Transfer Component Analysis," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 22, no. 2, pp. 199–210, 2011, doi: 10.1109/TNN.2010.2091281.
- [53] J. Wang, "Transfer Learning Library," GitHub. [Online]. Available: <https://github.com/jindongwang/transferlearning>
- [54] C. Cortes and V. Vapnik, "Support-vector networks," *Machine Learning*, vol. 20, no. 3, pp. 273–297, 1995.
- [55] N. Cristianini and J. Shawe-Taylor, *An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods*. Cambridge, U.K.: Cambridge University Press, 2000.
- [56] Scikit-learn Developers, "sklearn.svm.SVC — scikit-learn documentation," [Online]. Available: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.svm.SVC.html>

- [57] I. Goodfellow, Y. Bengio and A. Courville, Deep Learning. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2016.
- [58] G. Cybenko, "Approximation by superpositions of a sigmoidal function," Mathematics of Control, Signals and Systems, vol. 2, no. 4, pp. 303–314, 1989.
- [59] Scikit-learn Developers, "sklearn.neural_network.MLPClassifier — scikit-learn documentation," [Online]. Available: https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.neural_network.MLPClassifier.html
- [60] T. Hastie, R. Tibshirani and J. Friedman, The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction, 2nd ed. New York, NY, USA: Springer, 2009.
- [61] Scikit-learn Developers, "sklearn.linear_model.LogisticRegression — scikit-learn documentation," [Online]. Available: https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.linear_model.LogisticRegression.html
- [62] Scikit-learn Developers, "sklearn.linear_model.Ridge — scikit-learn documentation," [Online]. Available: https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.linear_model.Ridge.html
- [63] A. Goldsmith, Wireless Communications. Cambridge, U.K.: Cambridge University Press, 2005.