ΕΛΛΗΝΙΚΟ ΜΕΣΟΓΕΙΑΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ

ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ

ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ & ΔΙΚΤΥΩΝ

ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ ΚΑΙ ΗΛΕΚΤΡΟΜΑΓΝΗΤΙΚΩΝ ΕΦΑΡΜΟΓΩΝ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

«Επισκόπηση των τεχνολογιών αναγνώρισης κίνησης με χρήση σημάτων WiFi»

“A Review of WiFi Signal-based motion detection techniques”

Φίλιππος Τσάκουλης

ΤΛ20097

Επιβλέπων: Δρ. Ανάργυρος Μπακλέζος
Επικ. Καθηγητής ΕΛ.ΜΕ.ΠΑ.

Χανιά, Δεκέμβριος 2025

ΕΛΛΗΝΙΚΟ ΜΕΣΟΓΕΙΑΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ

ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ

ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ & ΔΙΚΤΥΩΝ

ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ ΚΑΙ ΗΛΕΚΤΡΟΜΑΓΝΗΤΙΚΩΝ ΕΦΑΡΜΟΓΩΝ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

«Επισκόπηση των τεχνολογιών αναγνώρισης κίνησης με χρήση σημάτων WiFi»

“A Review of WiFi Signal-based motion detection techniques”

Φίλιππος Τσάκουλης

ΤΛ20097

Επιβλέπων: Δρ. Ανάργυρος Μπακλέζος

Επικ. Καθηγητής ΕΛ.ΜΕ.ΠΑ.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 10/12/2025.

(Υπογραφή)	*(Υπογραφή)*	*(Υπογραφή)*
.....	.....	.....
Δρ.	Δρ.	Δρ.
Επίκουρος Καθηγητής	Επίκουρος Καθηγητής	Καθηγητής Α’ Βαθμίδας

Χανιά, Δεκέμβριος 2025

Copyright © Φίλιππος Τσάκουλης, 2025.
Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Ελληνικού Μεσογειακού Πανεπιστημίου.

(Υπογραφή)

…….

ΕΛΛΗΝΙΚΟ ΜΕΣΟΓΕΙΑΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ

ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ

ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ & ΔΙΚΤΥΩΝ

ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ ΚΑΙ ΗΛΕΚΤΡΟΜΑΓΝΗΤΙΚΩΝ ΕΦΑΡΜΟΓΩΝ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

«Επισκόπηση των τεχνολογιών αναγνώρισης κίνησης με χρήση σημάτων WiFi»

“A Review of WiFi Signal-based motion detection techniques”

Φίλιππος Τσάκουλης

ΤΛ20097

Επιβλέπων: Δρ. Ανάργυρος Μπακλέζος
Επικ. Καθηγητής ΕΛ.ΜΕ.ΠΑ.

Χανιά, Δεκέμβριος 2025

Αφιερώνω την διπλωματική μου στην οικογένειά μου και σε μένα.

Π ρ ό λ ο γ ο ς

Για την παρούσα διπλωματική εργασία η οποία εκπονήθηκε στο πλαίσιο της φοίτησής μου στο Τμήμα Ηλεκτρονικών Μηχανικών του Ελληνικού Μεσογειακού Πανεπιστήμιου θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα καθηγητή μου, Δρ. Ανάργυρο Μπακλέζο για την αποδοχή, την επίβλεψη της, καθώς επίσης και την άρτια καθοδήγηση του στην εκπόνηση της εργασίας αυτής.

Ευχαριστώ τους γονείς μου, οι οποίοι με στήριξαν και με στηρίζουν όλα αυτά τα χρόνια, όλους τους φίλους και τους αγαπημένους μου ανθρώπους για την συνεχή στήριξή τους.

Τέλος, ευχαριστώ όλους του καθηγητές του Ελληνικού Μεσογειακού Πανεπιστημίου που με έμαθαν την επιστήμη των ηλεκτρονικών και με δίδαξαν τον τρόπο σκέψης του μηχανικού.

Χανιά…….. 10/12/2025

Π ε ρ ί λ η ψ η

Η εργασία αυτή εξετάζει διεξοδικά τις τεχνολογίες αναγνώρισης ανθρώπινης κίνησης μέσω σημάτων Wi-Fi (Wi-Fi Sensing) και τη συμβολή τους στη διαμόρφωση έξυπνων, διασυνδεδεμένων περιβαλλόντων. Μέσα από τη μελέτη των πιο αντιπροσωπευτικών συστημάτων — CARM, WiDraw, SrcSense, GraSens και DensePose — αναλύεται η λειτουργία, η αρχιτεκτονική και η απόδοση των μεθόδων που επιτρέπουν την παθητική καταγραφή, ταξινόμηση και κατανόηση ανθρώπινων δραστηριοτήτων χωρίς τη χρήση κάμερας ή αισθητήρων επαφής.

Αρχικά, παρουσιάζονται οι βασικές φυσικές αρχές μετάδοσης των Wi-Fi σημάτων, οι μηχανισμοί Channel State Information (CSI) και οι παράμετροι που επηρεάζουν την ευαισθησία των μετρήσεων. Ακολουθεί η μελέτη των κυριότερων αλγοριθμικών προσεγγίσεων για την αναγνώριση κίνησης, από τις παραδοσιακές μεθόδους μοντελοποίησης σήματος έως τις σύγχρονες τεχνικές Machine Learning και Deep Learning (CNN, RNN, Transformers).

Στα επόμενα κεφάλαια, πραγματοποιείται εις βάθος ανάλυση των συστημάτων CARM, WiDraw και SrcSense, με έμφαση στη μεθοδολογία εξαγωγής χαρακτηριστικών, την πειραματική αξιολόγηση και τη συγκριτική απόδοση. Παρουσιάζονται επίσης οι νεότερες τεχνολογικές εξελίξεις του προτύπου IEEE 802.11bf, καθώς και ερευνητικές επεκτάσεις όπως τα συστήματα GraSens και DensePose, τα οποία ενσωματώνουν νευρωνικά δίκτυα Wi-Fi Dense Pose RCNN για εκτίμηση στάσης σώματος σε πραγματικό χρόνο.

Η συγκριτική ανάλυση καταδεικνύει ότι οι τεχνολογίες Wi-Fi Sensing μπορούν να μετατρέψουν τα κοινά ασύρματα δίκτυα σε ευφυή συστήματα αντίληψης, ικανά να αναγνωρίζουν κίνηση, στάση και συμπεριφορά ατόμων με μεγάλη ακρίβεια και σεβασμό στην ιδιωτικότητα. Τέλος, διατυπώνονται προτάσεις για μελλοντική έρευνα, εστιάζοντας στη συνδυαστική αξιοποίηση βαθιάς μάθησης, ενεργειακής βελτιστοποίησης και ασφάλειας δεδομένων.

Η εργασία καταδεικνύει ότι η αναγνώριση κίνησης μέσω Wi-Fi δεν αποτελεί πλέον πειραματική ιδέα, αλλά μια ώριμη τεχνολογία με προοπτικές εφαρμογής σε ρομποτικά, ιατρικά, οικιακά και βιομηχανικά συστήματα.

Λέξεις Κλειδιά: Wi-Fi sensing, αναγνώριση κίνησης, Channel State Information (CSI), A-ACF, βαθιά μάθηση, Src Sense, Vision Transformer, μη παρεμβατική παρακολούθηση, έξυπνα περιβάλλοντα, μηχανική μάθηση.

Abstract

This thesis presents an in-depth study of human motion recognition technologies using Wi-Fi signals (Wi-Fi Sensing) and their role in shaping intelligent, interconnected environments. Through the examination of key representative systems — CARM, WiDraw, SrcSense, GraSens, and DensePose — it analyzes the architecture, operation, and performance of modern techniques enabling passive detection and interpretation of human activities without cameras or wearable sensors.

The early chapters discuss the physical properties of Wi-Fi signal propagation, the Channel State Information (CSI) framework, and the parameters affecting signal sensitivity. Subsequently, various algorithmic approaches are explored, from traditional signal modeling to advanced Machine Learning and Deep Learning architectures, including CNNs, RNNs, and Transformers.

A detailed evaluation follows for the systems CARM, WiDraw, and SrcSense, focusing on feature extraction, experimental validation, and performance comparison. The thesis further examines emerging developments such as the IEEE 802.11bf standard and novel research frameworks like GraSens and DensePose, which employ Wi-Fi-based Dense Pose RCNN networks for real-time human pose estimation.

The comparative analysis demonstrates that Wi-Fi Sensing technologies can transform conventional wireless networks into intelligent perception systems capable of tracking human motion and posture with high accuracy while preserving privacy. Future research directions include the integration of deep learning models, energy-efficient architectures, and data security mechanisms.

Overall, the study highlights Wi-Fi Sensing as a rapidly maturing field with significant potential across robotics, healthcare, smart homes, and industrial monitoring applications.

Keywords: Wi-Fi sensing, motion recognition, Channel State Information (CSI), A-ACF, deep learning, Src Sense, Vision Transformer, non-intrusive monitoring, smart environments, machine learning.

Π ε ρ ι ε χ ό μ ε ν α

1 Εισαγωγή 1

1.1 Σκοπός και σημασία της μελέτης 1

1.2 Ορισμός και βασικές αρχές αναγνώρισης κίνησης 1

1.3 Το Wi-Fi ως μέσο για μη παρεμβατική αναγνώριση 2

1.4 Πεδίο εφαρμογών της τεχνολογίας 2

1.5 Δομή της εργασίας 3

2 Τεχνικό Υπόβαθρο 5

2.1 Το Channel State Information (CSI) 5

2.2 Φυσικά χαρακτηριστικά διάδοσης Wi-Fi σημάτων 11

2.3 Ανάλυση πολλαπλών διαδρομών (Multipath) 12

2.4 LOS και NLOS σενάρια 14

2.5 Συσκευές και εξοπλισμός 15

2.6 Ανάλυση WiFi για Αναγνώριση Δραστηριότητας: Η Προσέγγιση του E-eyes 16

2.6.1 Εξαγωγή και Επεξεργασία σημάτων Wi-Fi 16

2.6.2 Μοντέλα και Ταξινομητές 18

3 Μέθοδοι Αναγνώρισης Κίνησης με Χρήση Wi-Fi 21

3.1 Παραδοσιακές μέθοδοι (μοντελοποίηση σήματος, SVM, thresholding) 21

3.2 Machine Learning: Εξαγωγή χαρακτηριστικών και ταξινόμηση 22

3.3 Deep Learning: CNNs, RNNs και Transformers 22

3.4 Μεταφορά μάθησης (Transfer Learning) 25

3.5 Σύγκριση μεταξύ παραδοσιακών, Machine Learning και Deep Learning μεθόδων 26

4 Το σύστημα CARM 29

4.1 Εισαγωγή στο Σύστημα CARM 29

4.2 Μεθοδολογία και Αρχιτεκτονική Συστήματος 29

4.3 Εφαρμογές, Πλεονεκτήματα και Περιορισμοί του CARM 30

4.4 Πειραματική Επαλήθευση και Απόδοση του Συστήματος CARM 31

4.5 Μελλοντικές Κατευθύνσεις και Εξέλιξη των Συστημάτων WiFi Sensing 33

5 Το σύστημα Wi Draw 35

5.1 Wi Draw: Παρακολούθηση Χειρονομιών με Wi-Fi Φάση 35

5.2 Τεχνική Wi Draw – Αναγνώριση Χειρονομιών μέσω Φασικής Ανάλυσης Wi-Fi 35

5.3 Μοντέλο λειτουργίας και αναγνώριση χειρονομιών 36

5.4 Πειραματική Αξιολόγηση και Αποτελέσματα του Συστήματος WiDraw 36

5.5 Επεκτάσεις και Μελλοντικές Εφαρμογές του WiDraw 37
6 Το σύστημα Src Sense 39
6.1 Περιγραφή του συστήματος Src Sense 39
6.2 Ο δείκτης A-ACF – Θεωρητική ανάλυση 40
6.3 Αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου στο SrcSense 41
6.4 Αποτελέσματα και αξιολόγηση 42
7 Το Πρότυπο IEEE 802.11bf 43
7.1 Διαδικασία και πλαίσιο μέτρησης στο WLAN Sensing 43
7.2 Τεχνικά χαρακτηριστικά του IEEE 802.11bf 47
7.3 Συγκρίσεις με άλλες τεχνολογίες αισθητήρων 48
7.4 Προοπτικές εφαρμογών και μελλοντική ανάπτυξη 49
8 Το Πλαίσιο Gra Sens li
8.1 Εισαγωγή li
8.2 Η αρχιτεκτονική Gra Sens li
8.3 Αποτελέσματα και Πειραματική Αξιολόγηση του GraSens liii
9 Το Σύστημα Dense Pose 55
9.1 Μέθοδοι και Σχεδιασμός 55
9.2 Αρχιτεκτονική του WiFi-Dense Pose RCNN για Εκτίμηση Ανθρώπινης Στάσης 56
9.3 Πειραματικά Αποτελέσματα και Αξιολόγηση του WiFi-DensePose 58
10 Σύγκριση Συστημάτων: Αποτελέσματα & Συμπεράσματα 61
10.1 Συγκριτική Ανάλυση Τεχνικών και Αρχιτεκτονικών 61
10.2 Απόδοση και Επιδόσεις σε Διάφορα Σενάρια 62
10.3 Πλεονεκτήματα, Περιορισμοί και Προοπτικές 63
10.4 Συμπεράσματα & Μελλοντικές Προτάσεις 64
Βιβλιογραφία 67

Ευρετήριο Σχημάτων

Σχήμα 1: Δομή Channel State Information (CSI) για Wi-Fi802.11n.[7] 6
Σχήμα 2: Σχηματική αναπαράσταση MIMO συστήματος με m κεραίες εκπομπής και οι κεραίες λήψης. [12]. 8
Σχήμα 3: Διαδικασία εξαγωγής και συνένωσης χαρακτηριστικών από πολλαπλά κανάλια και υποφορείς CSI [11] 10
Σχήμα 4: Τυπικός αγωγός επεξεργασίας CSI για αναγνώριση χειρονομιών: προεπεξεργασία δεδομένων, εξαγωγή χαρακτηριστικών και ταξινόμηση με SVM [13] 11
Σχήμα 5: Διαφορετικές διαδρομές (στατικές και δυναμικές) που επηρεάζουν το CSI [14] 14
Σχήμα 6: Υβριδικό μοντέλο CNN–LSTM για αναγνώριση κίνησης μέσω Wi-Fi [19] 25
Σχήμα 7: Αρχιτεκτονική συστήματος CARM [27] 30
Σχήμα 8: Επισκόπηση του συστήματος WLAN sensing στο πλαίσιο IEEE802.11bf [11] 44
Σχήμα 9: Διαμορφώσεις sensing σύμφωνα με το πρότυπο IEEE802.11bf [11] 48
Σχήμα 10: Σχηματική απεικόνιση της μεθόδου Gra Sens [30] lii
Σχήμα 11: Απεικόνιση της διάταξης των WiFi συσκευών και της τρισδιάστατης δομής του σήματος CSI που προκύπτει από τους συνδυασμούς κεραιών εκπομπής και λήψης\ [30] 55
Σχήμα 12: Διαδικασία εξυγίανσης των σημάτων CSI με διαδοχικά βήματα διόρθωσης πλάτους και φάσης [30] 56
Σχήμα 13: Ροή επεξεργασίας του WiFi-Dense Pose RCNN [30] 57
Σχήμα 14: Παρουσίαση των χαρακτηριστικών εισόδου WiFi (πλάτος και φάση)και του R101-Pseudo-GT που εξάγεται από εικόνες Dense Pose [30] 59

Ευρετήριο Πινάκων

Πίνακας 1: Συγκριτικός πίνακας αρχιτεκτονικής κάθε συστήματος 62

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

1 Εισαγωγή

1.1 Σκοπός και σημασία της μελέτης

Η αναγνώριση κίνησης αποτελεί ένα αναδυόμενο τεχνολογικό πεδίο με αυξανόμενη σημασία σε εφαρμογές όπως η ασφάλεια χώρων, η φροντίδα ηλικιωμένων, τα «έξυπνα» σπίτια και τα περιβάλλοντα διαδραστικής τεχνολογίας. Η ικανότητα ενός συστήματος να ανιχνεύει και να ταξινομεί ανθρώπινες κινήσεις με τρόπο παθητικό, χωρίς τη χρήση κάμερας ή φορέσιμων αισθητήρων, ενισχύει την ιδιωτικότητα και διευκολύνει τη χρήση σε καθημερινά περιβάλλοντα. Ανάμεσα στις διαθέσιμες τεχνολογικές λύσεις, η χρήση σημάτων Wi-Fi ξεχωρίζει για τη δυνατότητα αξιοποίησης υπαρχουσών υποδομών, χωρίς ανάγκη εγκατάστασης επιπλέον εξοπλισμού [1].

Η ερευνητική κοινότητα έχει στραφεί ενεργά στη μελέτη της αναγνώρισης κίνησης μέσω Wi-Fi, καθώς η τεχνολογία προσφέρει χαμηλό κόστος, μεγάλη ευκολία υλοποίησης και λειτουργία ακόμη και μέσα από εμπόδια ή σε συνθήκες χαμηλού φωτισμού. Χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελεί το σύστημα Src Sense, το οποίο επιτυγχάνει εξαιρετικά ποσοστά ακρίβειας στην αναγνώριση της πηγής κίνησης με χρήση σημάτων Wi-Fi και τεχνικών βαθιάς μάθησης, χωρίς να απαιτείται επαναπροσδιορισμός του συστήματος σε διαφορετικά περιβάλλοντα [2].

Η παρούσα εργασία επιδιώκει να παρουσιάσει και να αναλύσει τις βασικές τεχνολογίες, τις μεθοδολογίες αναγνώρισης, καθώς και τις κύριες εφαρμογές και περιορισμούς που σχετίζονται με την αναγνώριση κίνησης μέσω σημάτων Wi-Fi. Ιδιαίτερη έμφαση δίνεται στις προσεγγίσεις που βασίζονται σε αλγορίθμους μηχανικής και βαθιάς μάθησης, καθώς και στις προοπτικές μελλοντικής αξιοποίησης της τεχνολογίας σε πραγματικά περιβάλλοντα.

1.2 Ορισμός και βασικές αρχές αναγνώρισης κίνησης

Η αναγνώριση κίνησης είναι η διαδικασία ανίχνευσης και κατηγοριοποίησης κινήσεων που πραγματοποιούνται από άτομα ή αντικείμενα εντός ενός χώρου. Παραδοσιακές τεχνικές χρησιμοποιούν κάμερες, αισθητήρες υπερύθρων ή φορητά επιταχυνσιόμετρα. Ωστόσο, αυτές οι μέθοδοι ενδέχεται να είναι παρεμβατικές ή να απαιτούν άμεση οπτική επαφή, περιορίζοντας τη χρήση τους σε καταστάσεις όπου ζητείται διακριτικότητα ή προστασία της ιδιωτικότητας [3].

Η χρήση σημάτων Wi-Fi ως εναλλακτική βασίζεται στην αρχή ότι η ανθρώπινη κίνηση προκαλεί μικρές αλλά μετρήσιμες μεταβολές στην πορεία των ραδιοκυμάτων. Καθώς ένα άτομο κινείται στον χώρο, διαταράσσει το φαινόμενο της πολυδιαδρομικής διάδοσης (multipath), δηλαδή την ταυτόχρονη διάδοση του σήματος μέσω πολλαπλών διαδρομών λόγω ανακλάσεων. Αυτές οι

διαταραχές καταγράφονται μέσω, μιας πληροφορίας που αποτυπώνει την κατάσταση του καναλιού μετάδοσης σε επίπεδο συχνότητας και φάσης. Η πληροφορία αυτή ονομάζεται Πληροφορία Κατάστασης Καναλιού και στην ξένη ορολογία Channel State Information (CSI). Η ανάλυση των χρονικών μεταβολών του CSI επιτρέπει την εξαγωγή χαρακτηριστικών που σχετίζονται με το είδος και την ένταση της κίνησης [4].

Σύγχρονες μελέτες έχουν δείξει ότι, με την κατάλληλη επεξεργασία, το Wi-Fi μπορεί να αναγνωρίσει με ακρίβεια όχι μόνο την παρουσία ενός ατόμου, αλλά και τη φύση της κίνησης (όπως περπάτημα, σκύψιμο ή πτώση), αξιοποιώντας τεχνικές μηχανικής ή βαθιάς μάθησης. Η προσέγγιση αυτή προσφέρει έναν αποτελεσματικό, χαμηλού κόστους και μη παρεμβατικό τρόπο παρακολούθησης της ανθρώπινης δραστηριότητας [4].

1.3 Το Wi-Fi ως μέσο για μη παρεμβατική αναγνώριση

Η αξιοποίηση των σημάτων Wi-Fi για την αναγνώριση ανθρώπινης κίνησης βασίζεται στην ιδέα ότι οι κινήσεις ενός ατόμου επηρεάζουν τη διάδοση των ραδιοκυμάτων στον χώρο. Αυτές οι μεταβολές, που προκαλούνται από παρεμβολές στη διάδοση λόγω του σώματος και των κινήσεών του, μπορούν να καταγραφούν με τη βοήθεια του Channel State Information (CSI), μιας πληροφορίας που περιγράφει τη συχνοτική και χωρική συμπεριφορά του καναλιού μετάδοσης [5].

Σε αντίθεση με τις κάμερες ή τους φορητούς αισθητήρες, η τεχνολογία Wi-Fi είναι μη παρεμβατική, δεν απαιτεί άμεση οπτική επαφή και λειτουργεί ανεξαρτήτως φωτισμού ή θέσης του χρήστη [4]. Αυτό την καθιστά ιδανική για χρήση σε οικιακά και επαγγελματικά περιβάλλοντα, ιδιαίτερα όταν η ιδιωτικότητα είναι κρίσιμο ζήτημα. Σύγχρονα συστήματα, όπως το CSI-Net, έχουν αποδείξει ότι μέσω κατάλληλης επεξεργασίας των μεταβολών στο CSI μπορούν να αναγνωριστούν μοτίβα ανθρώπινης συμπεριφοράς και κίνησης με αξιοσημείωτη ακρίβεια [6].

Η δυνατότητα αυτής της τεχνολογίας να λειτουργεί με εξοπλισμό που ήδη υπάρχει στους περισσότερους εσωτερικούς χώρους (Wi-Fi routers, laptops, access points) μειώνει το κόστος και αυξάνει την ευκολία υλοποίησης, ενώ η απουσία κάμερας διατηρεί την ιδιωτικότητα. Επομένως, το Wi-Fi αναδεικνύεται ως μια προσβάσιμη και αποδοτική λύση για την αναγνώριση κίνησης, με ευρύ πεδίο εφαρμογών από την ασφάλεια μέχρι την υποβοηθούμενη διαβίωση [7].

1.4 Πεδίο εφαρμογών της τεχνολογίας

Η αναγνώριση κίνησης μέσω Wi-Fi βρίσκει εφαρμογή σε ένα ευρύ φάσμα τομέων, αξιοποιώντας την ήδη υπάρχουσα ασύρματη υποδομή για να παρέχει μη παρεμβατική και ιδιωτική καταγραφή ανθρώπινης δραστηριότητας. Στον τομέα της ασφάλειας, τέτοια συστήματα χρησιμοποιούνται για την ανίχνευση παρουσίας σε εσωτερικούς χώρους, ακόμα και μέσα από τοίχους ή στο σκοτάδι. Χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι το σύστημα Pet Free, το οποίο διακρίνει

την ανθρώπινη από τη μη ανθρώπινη κίνηση μειώνοντας τους ψευδείς συναγερμούς σε σπίτια με κατοικίδια [3].

Στον χώρο της υγειονομικής φροντίδας, η τεχνολογία αξιοποιείται για την παρακολούθηση ηλικιωμένων ή ασθενών, ανιχνεύοντας κρίσιμες κινήσεις όπως πτώσεις, χωρίς να απαιτείται η χρήση φορετών συσκευών. Παράλληλα, σε περιβάλλοντα «έξυπνων» σπιτιών, μπορεί να ενεργοποιεί αυτόματα λειτουργίες (φώτα, θερμοστάτες) με βάση την παρουσία και τις κινήσεις των κατοίκων. Τέλος, συστήματα όπως το Src Sense επιτρέπουν την αναγνώριση του είδους της κίνησης ή και του φορέα της (άνθρωπος, ζώο, ρομπότ), διευρύνοντας το εύρος εφαρμογών σε βιομηχανικά και έξυπνα περιβάλλοντα [6].

Η ευελιξία, η οικονομική αποδοτικότητα και η μη παρεμβατική φύση των Wi-Fi-based λύσεων τις καθιστούν κατάλληλες για καθημερινή χρήση σε πληθώρα περιπτώσεων, από την ιδιωτική κατοικία έως τον χώρο εργασίας και τις υποδομές κοινής ωφέλειας [8].

1.5 Δομή της εργασίας

Η εργασία αποτελείται από έντεκα κεφάλαια, καθένα από τα οποία καλύπτει ξεχωριστή θεματική ενότητα με στόχο την ολοκληρωμένη παρουσίαση και ανάλυση των τεχνολογιών αναγνώρισης κίνησης μέσω Wi-Fi.

Το Κεφάλαιο 1 λειτουργεί ως εισαγωγή, παρουσιάζοντας τον σκοπό και τη σημασία της μελέτης, τους βασικούς ορισμούς και τις αρχές αναγνώρισης κίνησης, καθώς και την τοποθέτηση του Wi-Fi ως μέσο για παρεμβατική ανίχνευση. Τέλος, καθορίζει το πεδίο εφαρμογής και συνοψίζει τη δομή της εργασίας.

Το Κεφάλαιο 2 αναπτύσσει το θεωρητικό και τεχνολογικό υπόβαθρο. Περιλαμβάνει ανάλυση του Channel State Information (CSI), τις βασικές αρχές διάδοσης σημάτων Wi-Fi, την πολυδιαδρομική διάδοση (multipath), τις συσκευές που χρησιμοποιούνται, καθώς και παραδείγματα εφαρμογής σε συστήματα όπως το E-eyes.

Το Κεφάλαιο 3 εξετάζει τις μεθόδους αναγνώρισης κίνησης με χρήση Wi-Fi. Παρουσιάζονται οι παραδοσιακές τεχνικές (π.χ. SVM, thresholding), οι μέθοδοι μηχανικής μάθησης για εξαγωγή χαρακτηριστικών και ταξινόμηση, καθώς και οι προσεγγίσεις βαθιάς μάθησης (CNNs, RNNs, Transformers). Το κεφάλαιο ολοκληρώνεται με σύγκριση μεταξύ των διαφορετικών μεθοδολογιών.

Το Κεφάλαιο 4 είναι αφιερωμένο στο σύστημα CARM, περιγράφοντας τον τρόπο συλλογής και επεξεργασίας CSI για την αναγνώριση καθημερινών δραστηριοτήτων. Αναλύεται η αρχιτεκτονική

του, οι μέθοδοι λειτουργίας και τα αποτελέσματα που αποδεικνύουν την αποτελεσματικότητά του στην αναγνώριση κινήσεων.

Το Κεφάλαιο 5 παρουσιάζει το σύστημα Wi Draw, το οποίο επικεντρώνεται στην αναγνώριση χειρονομιών μέσω σημάτων Wi-Fi. Αναλύεται η τεχνική αξιοποίησης μικροσκοπικών μεταβολών του CSI για την αναπαράσταση κινήσεων στον χώρο, καθώς και η ικανότητά του να επιτυγχάνει υψηλή ακρίβεια χωρίς τη χρήση πρόσθετων αισθητήρων.

Το Κεφάλαιο 6 εξετάζει το προηγμένο πλαίσιο Src Sense, το οποίο αναγνωρίζει την πηγή της κίνησης (άνθρωπος, κατοικίδιο, συσκευές). Παρουσιάζεται η μέθοδος της Amplified Auto-Correlation Function (A-ACF), η αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου και τα πειραματικά αποτελέσματα σε περίπλοκα περιβάλλοντα.

Το Κεφάλαιο 7 ασχολείται με το πρότυπο IEEE 802.11bf, το οποίο εισάγει επίσημα το WLAN Sensing. Αναλύονται η διαδικασία λειτουργίας ενός sensing session, τα τεχνικά χαρακτηριστικά του προτύπου και οι συγκρίσεις με άλλες τεχνολογίες αισθητήρων. Επίσης, παρουσιάζονται οι προοπτικές εφαρμογής του σε πραγματικά σενάρια.

Το Κεφάλαιο 8 εστιάζει στο πλαίσιο Gra Sens, ένα σύγχρονο σύστημα που αξιοποιεί Gabor-based convolution και μηχανισμούς fractal attention για τη βελτίωση της αναγνώρισης δράσεων. Περιγράφεται η αρχιτεκτονική του, η διαδικασία εκπαίδευσης και τα αποτελέσματα πειραματικής αξιολόγησης.

Το Κεφάλαιο 9 αναλύει το σύστημα WiFi-Dense Pose, το οποίο συνδυάζει Wi-Fi σήματα με τεχνικές υπολογιστικής όρασης για την εκτίμηση ανθρώπινης στάσης. Παρουσιάζονται οι μέθοδοι και ο σχεδιασμός του RCNN μοντέλου, η αρχιτεκτονική με τα “Keypoint” και “Dense Pose heads” και τα πειραματικά αποτελέσματα που αποδεικνύουν την ακρίβειά του.

Το Κεφάλαιο 10 πραγματοποιεί μια συγκριτική ανάλυση όλων των συστημάτων που παρουσιάστηκαν. Εξετάζονται οι τεχνικές και οι αρχιτεκτονικές, οι επιδόσεις τους σε διαφορετικά σενάρια, καθώς και τα πλεονεκτήματα, οι περιορισμοί και οι προοπτικές τους.

Τέλος, το Κεφάλαιο 11 συνοψίζει τα συμπεράσματα της εργασίας και διατυπώνει μελλοντικές προτάσεις. Αναδεικνύονται οι δυνατότητες των Wi-Fi συστημάτων αναγνώρισης, οι προκλήσεις που παραμένουν ανοιχτές και οι κατευθύνσεις για περαιτέρω έρευνα και ανάπτυξη.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

2 Τεχνικό Υπόβαθρο

2.1 Το Channel State Information (CSI)

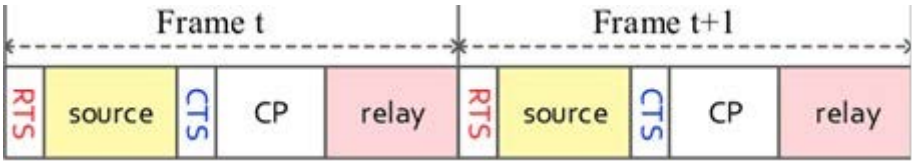
Το Channel State Information (CSI) αποτελεί μια κρίσιμη τεχνική παράμετρο στον τομέα της αναγνώρισης κίνησης μέσω σημάτων Wi-Fi. Το CSI περιγράφει με ακρίβεια την κατάσταση του καναλιού επικοινωνίας μεταξύ πομπού και δέκτη σε ένα σύστημα πολλαπλών συχνοτήτων και κεραιών. Το CSI καταγράφει τις τιμές πλάτους και φάσης για κάθε υποφέρουσα συχνότητα (sub-carrier), επιτρέποντας την ανίχνευση δυναμικών αλλαγών στο περιβάλλον (όπως ανθρώπινη κίνηση ή παρουσία εμποδίων) με πολύ υψηλή ακρίβεια. Αυτή η λεπτομερής πληροφορία χρησιμοποιείται σε εφαρμογές όπως εντοπισμός θέσης, αναγνώριση δραστηριοτήτων, ανίχνευση ζωτικών σημείων και απεικόνιση στόχων με commodity Wi-Fi συσκευές [9]. Σε αντίθεση με απλοποιημένα μεγέθη όπως το RSSI (Received Signal Strength Indicator), το CSI προσφέρει πληροφόρηση για κάθε υποφέρουσα συχνότητα (subcarrier) και, σε συστήματα τύπου MIMO (Multiple Input Multiple Output), για κάθε ζεύγος κεραίας εκπομπής και λήψης [5].

Η αξία του CSI έγκειται στην ικανότητά του να αποτυπώνει τις μεταβολές του ασύρματου καναλιού με μεγάλη ακρίβεια. Καθώς ένα άτομο κινείται στον χώρο, επηρεάζει τις διαδρομές που ακολουθούν τα ραδιοκύματα, προκαλώντας μεταβολές στη φάση και στο πλάτος του λαμβανόμενου σήματος. Αυτές οι μεταβολές αντικατοπτρίζονται άμεσα στο CSI, επιτρέποντας την εξαγωγή χαρακτηριστικών που σχετίζονται με τη φύση και την ένταση της κίνησης. Για παράδειγμα, η περιοδικότητα στην κίνηση των άκρων κατά το βάδισμα προκαλεί επαναλαμβανόμενες διακυμάνσεις στο CSI, τις οποίες μπορεί να ανιχνεύσει ένα κατάλληλα εκπαιδευμένο σύστημα [4].

Η εξαγωγή του CSI γίνεται συνήθως μέσω ειδικών οδηγών και εργαλείων (όπως το Intel 5300 CSI Tool), τα οποία επιτρέπουν την καταγραφή των δεδομένων από συμβατό εξοπλισμό Wi-Fi. Τα δεδομένα CSI αποτελούν πλούσια πηγή πληροφορίας, καθώς κάθε στιγμιότυπο (frame) περιλαμβάνει εκατοντάδες τιμές που αναφέρονται σε διαφορετικές υποσυχνότητες και κανάλια. Η επεξεργασία αυτών των δεδομένων επιτρέπει τη δημιουργία χωροχρονικών προφίλ κίνησης, τα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν από μοντέλα μηχανικής και βαθιάς μάθησης για ταξινόμηση ή αναγνώριση δραστηριοτήτων [5].

Στη σύγχρονη βιβλιογραφία, το CSI θεωρείται η πιο αξιόπιστη μορφή πληροφορίας για Wi-Fi sensing, λόγω της ευαισθησίας του σε μικρές μεταβολές του περιβάλλοντος και της ικανότητάς του να λειτουργεί χωρίς την ανάγκη άμεσης οπτικής επαφής ή επαφής με τον χρήστη [8]. Το CSI αξιοποιείται σε συνδυασμό με attention-based BLSTM δίκτυα για την αναγνώριση δραστηριοτήτων

με ακρίβεια άνω του 90%, αποδεικνύοντας τη δυναμική του ως φορέα πληροφορίας για προηγμένες εφαρμογές [4].



Σχήμα 1: Δομή Channel State Information (CSI) για Wi-Fi802.11n.[7]

Η δομή του πλαισίου Channel State Information (CSI) αποτελεί το βασικό «παράθυρο» μέσω του οποίου οι συσκευές Wi-Fi μπορούν να παρατηρήσουν τις φυσικές ιδιότητες του καναλιού διάδοσης. Η λειτουργία του CSI βασίζεται στην εκμετάλλευση των χαρακτηριστικών του ασύρματου καναλιού κατά την εκπομπή και λήψη πακέτων δεδομένων σε δίκτυα Wi-Fi. Το Σχήμα 1, δείχνει την δομή των δεδομένων CSI όπως καταγράφονται από κάρτες δικτύου που υποστηρίζουν το IEEE 802.11n/ac πρότυπο, και ιδιαίτερα την Intel 5300 NIC, που χρησιμοποιείται συχνά σε ερευνητικά περιβάλλοντα Wi-Fisensing. Προκειμένου να κατανοήσουμε καλύτερα τη δομή των δεδομένων που καταγράφονται, στο Σχήμα 1 απεικονίζεται ενδεικτικά η ακολουθία πλαισίων (frames) που μεταδίδονται ανά χρονική στιγμή t και t+1, μαζί με τα επιμέρους δομικά τους στοιχεία, τα οποία σχετίζονται άμεσα με την εξαγωγή του Channel State Information. Η αναπαράσταση στοχεύει να εξηγήσει πώς εξάγεται το CSI, τι περιέχει, και πώς συνδέεται με τη χρονολογική αλληλουχία των πακέτων (frame T, frame T+1…) [5].

Κάθε Wi-Fi πλαίσιο περιλαμβάνει OFDM σύμβολα που αποτελούν το βασικό σχήμα διαμόρφωσης στο πρότυπο IEEE 802.11n. Κάθε τέτοιο σύμβολο κατανέμεται σε ένα πλήθος από υποφέροντα συχνότητας (subcarriers), στα οποία μεταφέρονται τα δεδομένα ταυτόχρονα και ανεξάρτητα μεταξύ τους, χάρη στην ορθογωνική διαίρεση συχνότητας (Orthogonal Frequency Division Multiplexing – OFDM). Το CSI συλλέγεται για κάθε τέτοιο σύμβολο και υποφέρον, αποτυπώνοντας την επίδραση του καναλιού πάνω στο διαδιδόμενο σήμα.

Όπως φαίνεται και στο Σχήμα 1, τα πλαίσια περιέχουν επιμέρους τμήματα όπως το RTS (Request to Send), το οποίο αποτελεί προαιρετικό σήμα ελέγχου στο πρωτόκολλο MAC και χρησιμοποιείται για την αποφυγή συγκρούσεων σε περιβάλλοντα με πολλαπλούς σταθμούς. Το RTS μπορεί να λειτουργήσει και ως “CSI trigger”, ενεργοποιώντας τη διαδικασία καταγραφής των CSI δεδομένων, με το frame που το περιέχει να χαρακτηρίζεται ως CSI source.

1. OFDM Σύμβολα (Orthogonal Frequency Division Multiplexing)

Το CSI συλλέγεται ανά OFDM σύμβολο, που αποτελεί το βασικό δομικό στοιχείο της μετάδοσης σε Wi-Fi 802.11.Κάθε σύμβολο περιέχει υποφέρουσες συχνότητες (subcarriers), οι οποίες μεταφέρουν δεδομένα παράλληλα [9].

Το RTS είναι ένα προαιρετικό frame ελέγχου στο πρωτόκολλο IEEE 802.11, που χρησιμοποιείται για αποφυγή συγκρούσεων σε περιβάλλοντα πολλαπλών σταθμών. Περιέχει την MAC address του παραλήπτη και την χρονική διάρκεια κατοχύρωσης του καναλιού (NAV). Στην έρευνα Wi-Fi sensing, χρησιμοποιείται ως “CSI trigger”, δηλαδή είναι το frame από το οποίο εξάγουμε το CSI (το λεγόμενο CSI source) [5].

Το Cyclic Prefix (CP) είναι ένα αντίγραφο του τέλους του OFDM symbol που τοποθετείται στην αρχή του. Ελαχιστοποιεί την παρεμβολή μεταξύ διαδοχικών συμβόλων (ISI – Inter-Symbol Interference). Βοηθά στη σταθερή εκτίμηση του καναλιού (channel estimation) για κάθε OFDM σύμβολο. Το CP δεν μεταφέρει νέα πληροφορία, αλλά είναι τεχνικό μέτρο για να λειτουργήσει το OFDM σωστά [9].

Αν εμφανίζεται Relay, αυτό αφορά ένα ενδιάμεσο node (κόμβος) που μεταδίδει (αναμεταδίδει) τα δεδομένα μεταξύ πομπού και δέκτη. Στο Wi-Fi sensing, Relay δεν χρησιμοποιείται συνήθως, εκτός αν έχουμε MIMO με αναμεταδότες ή mesh δομές, όπου το Relay μπορεί να προσθέτει διαφορετικές γωνίες διάδοσης (diversity) και να επιτρέπει περισσότερες ανεξάρτητες διαδρομές (spatialdiversity), ενισχύοντας την ακρίβεια του sensing[10].

Τα Frame T, Frame T+1, είναι διαδοχικά CSI frames (π.χ. που παράγονται κάθε 10 ms). Η διαφορά (ΔCSI) μεταξύ Frame T και Frame T+1 περιέχει κρίσιμη πληροφορία για το αν υπήρξε μεταβολή στο περιβάλλον (π.χ. κίνηση) και τον ρυθμό και τη φύση αυτής της μεταβολής. Ο δείκτης A-ACF του Src Sense στηρίζεται ακριβώς σε αυτές τις διαδοχικές μεταβολές (συσχέτιση χρονικών frames) [6].

2. Subcarriers

Το CSI Source είναι ο τύπος του frame (RTS, data, beacon κλπ.) από τον οποίο εξάγεται το CSI. Π.χ. στον driver τη Intel 5300, είναι δυνατόν να επιλέξουμε «RTS» ως CSI source, ώστε το εργαλείο να καταγράφει CS μόνο όταν δέχεται RTS πακέτα. Αυτό βοηθά στην καταγραφή χαμηλού jitter και ελεγχόμενων χρονικών διαστημάτων μεταξύ των frames (π.χ. Frame T, T+1)[5].

Οι 30 υποφέρουσες συχνότητες (από τις συνολικά 56 που υπάρχουν φυσικά) είναι εκείνες για τις οποίες εξάγεται το CSI.Κάθε subcarrier χαρακτηρίζεται από ένα μιγαδικό αριθμό (complex number):

$$H(f_i) = a_i e^{j\varphi_i}$$

που αντιπροσωπεύει την απόκριση πλάτους και φάσης του καναλιού στη συχνότητα f_i.

3. Tx–Rx Πλέγμα (MIMO CSI Matrix)

Το CSI καταγράφεται ως πίνακας διαστάσεων:

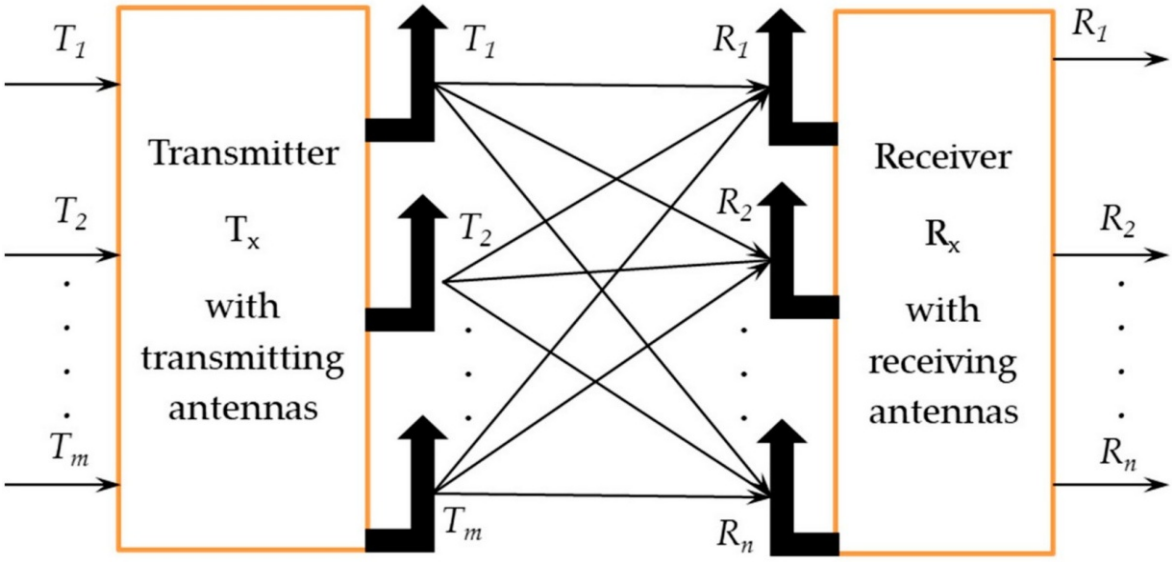
$$N_{subcarriers} \times N_{TX} \times N_{RX}$$

Για κάθε πλαίσιο.

- Για την Intel 5300: 30 subcarriers × 3 Tx κεραίες × 3 Rx κεραίες → 270 συνολικά τιμές CSI/frame [5].

Το Σχήμα 2 απεικονίζει τη βασική αρχή λειτουργίας ενός MIMO (Multiple Input Multiple Output) συστήματος. Ο πομπός (Tx) διαθέτει πολλαπλές κεραίες εκπομπής $(T_1, T_2, \dots, T_m)$, ενώ ο δέκτης (Rx) διαθέτει πολλαπλές κεραίες λήψης $(R_1, R_2, \dots, R_n)$. Κάθε κεραία εκπομπής συνδέεται με κάθε κεραία λήψης, σχηματίζοντας ένα πλέγμα ανεξάρτητων διαδρομών διάδοσης. Οι διαδρομές αυτές περιγράφονται μαθηματικά από τον πίνακα καναλιού H, ο οποίος περιέχει τα στοιχεία που αντιστοιχούν στο πλάτος και τη φάση κάθε σύνδεσης $T_i \rightarrow R_j$. Κάθε σύνδεση $T_i \rightarrow R_j$αντιστοιχεί σε ένα στοιχείο του πίνακα καναλιού H, που περιλαμβάνει πληροφορία πλάτους και φάσης [11].

Η απεικόνιση αυτή βοηθά στην κατανόηση του τρόπου με τον οποίο το CSI καταγράφει λεπτομερείς πληροφορίες για την κατάσταση του καναλιού. Στην πράξη, κάθε στοιχείο του πίνακα H αντιστοιχεί σε μία τιμή CSI που περιλαμβάνει πλάτος και φάση για έναν συγκεκριμένο υποφορέα και για το συγκεκριμένο ζεύγος κεραίας εκπομπής–λήψης. Έτσι, ένα MIMO σύστημα παρέχει εκατοντάδες τιμές CSI ανά frame, εμπλουτίζοντας τη χωροχρονική πληροφορία που μπορεί να αξιοποιηθεί σε εφαρμογές αναγνώρισης κίνησης [11].



Σχήμα 2: Σχηματική αναπαράσταση MIMO συστήματος με m κεραίες εκπομπής και οι κεραίες λήψης. [12].

Χρησιμότητα της Δομής CSI στην Ανίχνευση Κίνησης

Οι διακυμάνσεις στις τιμές των subcarriers (σε πλάτος και φάση) που καταγράφονται frame-by-frame επηρεάζονται από παρεμβάσεις στο φυσικό περιβάλλον, όπως η παρουσία ή η κίνηση ενός ανθρώπου.

Τα μοτίβα αυτών των διακυμάνσεων χρησιμοποιούνται ως χαρακτηριστικά εισόδου (features) στα ML/DL μοντέλα (όπως το SrcSense) για την αναγνώριση τύπων κίνησης ή πηγών κίνησης [6].

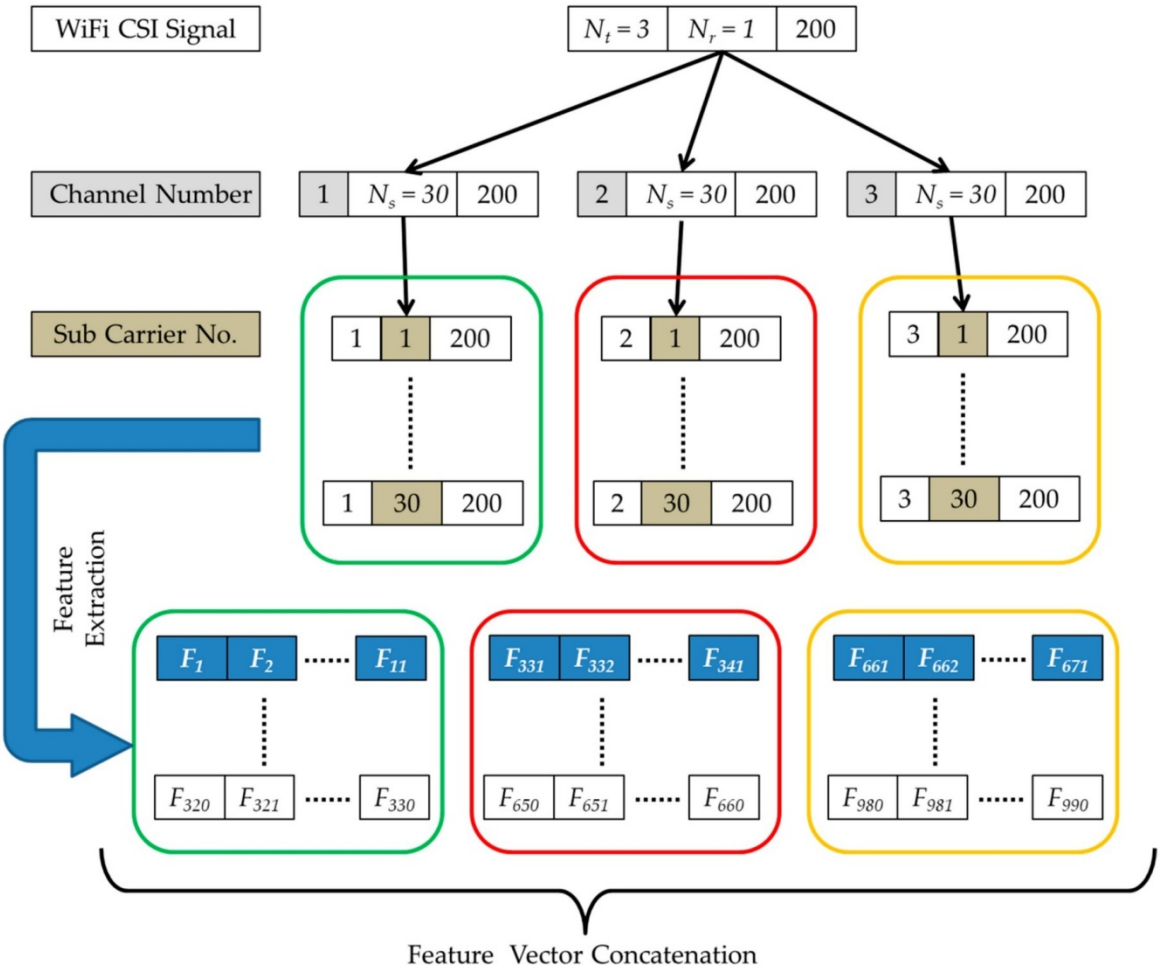
Η λεπτομερής κατανόηση της δομής του CSI, όπως παρουσιάστηκε, αποτελεί το πρώτο βήμα για την αξιοποίησή του σε προηγμένες εφαρμογές αναγνώρισης κίνησης. Ωστόσο, η απλή καταγραφή των υποφορέων δεν επαρκεί· απαιτείται η εξαγωγή κατάλληλων χαρακτηριστικών (feature extraction) που να αποτυπώνουν τα πιο κρίσιμα μοτίβα μεταβολών στο κανάλι. Στη βιβλιογραφία έχουν αναπτυχθεί μέθοδοι που οργανώνουν τα δεδομένα CSI σε πολυδιάστατα πλέγματα, εξάγουν χαρακτηριστικά υψηλότερης τάξης και στη συνέχεια τα συνδυάζουν σε διανύσματα χαρακτηριστικών (feature vectors), τα οποία χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση ταξινομητών ή νευρωνικών δικτύων. Η διαδικασία αυτή, που φαίνεται στο Σχήμα 3, αποτελεί τον κρίσιμο σύνδεσμο μεταξύ των ακατέργαστων μετρήσεων CSI και της πρακτικής εφαρμογής τους σε συστήματα αναγνώρισης χειρονομιών και δραστηριοτήτων [11].

Το Σχήμα 3 απεικονίζει τη διαδικασία με την οποία τα δεδομένα Channel State Information (CSI) οργανώνονται και επεξεργάζονται ώστε να εξαχθούν κατάλληλα χαρακτηριστικά (features) για αναγνώριση χειρονομιών. Αρχικά, το ακατέργαστο CSI συλλέγεται από πολλαπλά κανάλια επικοινωνίας, με κάθε κανάλι να περιλαμβάνει έναν αριθμό υποφορέων (subcarriers). Για κάθε υποφορέα καταγράφονται οι πληροφορίες πλάτους και φάσης, οι οποίες αποτελούν την πρώτη ύλη για το επόμενο στάδιο επεξεργασίας. Η ύπαρξη πολλών καναλιών και υποφορέων εξασφαλίζει πλούσια χωροχρονική πληροφορία, ικανή να αποτυπώσει τις δυναμικές μεταβολές του καναλιού [11].

Στη συνέχεια, για κάθε υποφορέα εφαρμόζονται τεχνικές εξαγωγής χαρακτηριστικών (feature extraction), με στόχο να παραχθούν μεταβλητές που συνοψίζουν τις κρίσιμες ιδιότητες του σήματος. Αυτά τα χαρακτηριστικά μπορεί να σχετίζονται με στατιστικές ιδιότητες, συχνοτικές συνιστώσες ή ακόμα και χωροχρονικά μοτίβα. Στο Σχήμα 3, τα χαρακτηριστικά αυτά αναπαρίστανται ως $F_1, F_2, \dots, F_n$ και εξάγονται για κάθε κανάλι και κάθε υποφορέα ξεχωριστά. Η πολυπλοκότητα αυτής της διαδικασίας έγκειται στην ανάγκη να επιλεγούν χαρακτηριστικά που μεγιστοποιούν την αναγνωριστική ικανότητα του συστήματος, μειώνοντας παράλληλα τον θόρυβο και την περιττή πληροφορία [11].

Τέλος, όλα τα παραγόμενα χαρακτηριστικά από τα επιμέρους κανάλια και υποφορείς συνενώνονται (feature vector concatenation) σε ένα ενιαίο διάνυσμα χαρακτηριστικών. Το διάνυσμα αυτό αποτελεί την είσοδο προς τα μοντέλα μηχανικής μάθησης ή βαθιάς μάθησης, τα οποία αναλαμβάνουν την αναγνώριση χειρονομιών ή δραστηριοτήτων. Η συνένωση αυτή είναι καίριας σημασίας, καθώς επιτρέπει στο σύστημα να αξιοποιήσει την πλούσια πληροφορία του CSI

με τρόπο συνεκτικό, ενισχύοντας την ακρίβεια και την ανθεκτικότητα της αναγνώρισης. Με αυτόν τον τρόπο, το CSI μετατρέπεται από ακατέργαστο σήμα σε πληροφοριακό σύνολο υψηλής αξίας για εφαρμογές Wi-Fi sensing [12].



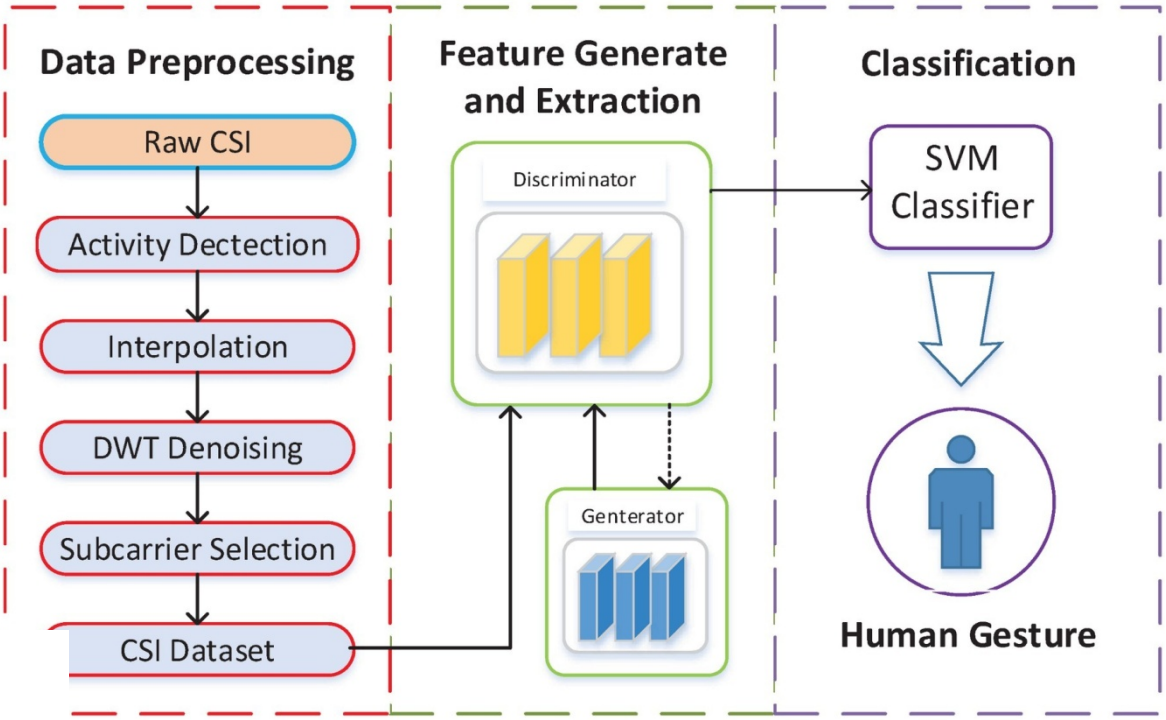
Σχήμα 3: Διαδικασία εξαγωγής και συνένωσης χαρακτηριστικών από πολλαπλά κανάλια και υποφορείς CSI [11]

Το Σχήμα 4 παρουσιάζει τον ολοκληρωμένο αγωγό επεξεργασίας δεδομένων CSI για την αναγνώριση χειρονομιών. Η διαδικασία ξεκινά με το στάδιο της προεπεξεργασίας (Data Preprocessing), όπου τα ακατέργαστα δεδομένα CSI (Raw CSI) καθαρίζονται και οργανώνονται. Σε αυτό το στάδιο εφαρμόζονται μέθοδοι ανίχνευσης δραστηριότητας, παρεμβολής (interpolation) για την ευθυγράμμιση δεδομένων, αποθορυβοποίησης με κυματιδιακό μετασχηματισμό (DWT denoising), καθώς και επιλογής υποφορέων (subcarrier selection). Το αποτέλεσμα είναι ένα σύνολο δεδομένων CSI που είναι κατάλληλα προετοιμασμένο για περαιτέρω ανάλυση [13].

Ακολουθεί το στάδιο της εξαγωγής και δημιουργίας χαρακτηριστικών (Feature Generate and Extraction), όπου εφαρμόζονται προηγμένα μοντέλα —στην περίπτωση του Σχήματος 4 χρησιμοποιείται ένας μηχανισμός τύπου GAN, με γεννήτρια (Generator) και διευκρινιστή (Discriminator). Ο στόχος είναι να εξαχθούν από τα δεδομένα CSI υψηλού επιπέδου χαρακτηριστικά

που να αποτυπώνουν τις κρίσιμες δυναμικές του καναλιού, ενώ παράλληλα μειώνεται η επίδραση θορύβου και ανεπιθύμητων μεταβολών [13].

Τέλος, τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά τροφοδοτούνται σε έναν ταξινομητή SVM (Support Vector Machine Classifier), ο οποίος αναλαμβάνει την αναγνώριση και την κατηγοριοποίηση της χειρονομίας του χρήστη. Το στάδιο αυτό ολοκληρώνει τη ροή επεξεργασίας, μετατρέποντας τα ακατέργαστα δεδομένα CSI σε σαφή αναγνωριστικά μοτίβα που σχετίζονται με κινήσεις και χειρονομίες. Η συγκεκριμένη απεικόνιση αναδεικνύει τον τρόπο με τον οποίο οι τεχνικές προεπεξεργασίας, εξαγωγής χαρακτηριστικών και μηχανικής μάθησης συνεργάζονται για να επιτευχθεί υψηλή ακρίβεια στην αναγνώριση μέσω Wi-Fi sensing [13].



Σχήμα 4: Τυπικός αγωγός επεξεργασίας CSI για αναγνώριση χειρονομιών: προεπεξεργασία δεδομένων, εξαγωγή χαρακτηριστικών και ταξινόμηση με SVM [13]

2.2 Φυσικά χαρακτηριστικά διάδοσης Wi-Fi σημάτων

Η κατανόηση των φυσικών χαρακτηριστικών της διάδοσης των Wi-Fi σημάτων αποτελεί θεμέλιο για την αξιολόγηση και αξιοποίηση της τεχνολογίας αναγνώρισης κίνησης. Τα σήματα Wi-Fi είναι ηλεκτρομαγνητικά κύματα, τα οποία εκπέμπονται κυρίως στη ζώνη συχνοτήτων των 2.4 GHz και 5 GHz και διαδίδονται στον χώρο είτε απευθείας είτε μέσω ανάκλασης, διάθλασης και σκέδασης από επιφάνειες και εμπόδια. Αυτά τα φαινόμενα δημιουργούν ένα σύνθετο σύστημα πολλαπλών διαδρομών, γνωστό ως πολυδιαδρομική διάδοση (multipath propagation), το οποίο επηρεάζει άμεσα τα χαρακτηριστικά του σήματος που φτάνει στον δέκτη [10].

Σε ένα ιδανικό περιβάλλον χωρίς εμπόδια, το σήμα Wi-Fi θα ακολουθούσε μια ευθεία γραμμή (γραμμή όρασης – Line of Sight, LOS). Στην πράξη όμως, το σήμα ανακλάται σε τοίχους, έπιπλα, ακόμα και στο ανθρώπινο σώμα, με αποτέλεσμα να φτάνει στον δέκτη μέσω πολλών διαδρομών με διαφορετικές χρονικές καθυστερήσεις, εντάσεις και φάσεις. Η κίνηση ενός ατόμου στον χώρο επιδρά στη γεωμετρία αυτών των διαδρομών, αλλάζοντας συνεχώς τη συνεισφορά κάθε μονοπατιού, και κατά συνέπεια, την τελική μορφή του λαμβανόμενου σήματος [10].

Ένα από τα κύρια φαινόμενα που αξιοποιούνται στην αναγνώριση κίνησης είναι οι διαλείψεις (fading), δηλαδή οι διακυμάνσεις στην ισχύ του σήματος που προκαλούνται από παρεμβολές μεταξύ των πολλαπλών διαδρομών. Επιπλέον, ακόμα και μικρές κινήσεις, όπως το βάδισμα ή η ανασήκωση ενός χεριού, μπορούν να προκαλέσουν μετατοπίσεις φάσης και αλλαγές στην απόκριση συχνότητας, οι οποίες είναι ανιχνεύσιμες μέσω του Channel State Information (CSI) [4].

Η φυσική διάδοση των σημάτων επηρεάζεται επίσης από χαρακτηριστικά όπως η απορρόφηση από το ανθρώπινο σώμα, η οποία είναι υψηλότερη στις συχνότητες των 5 GHz, καθώς και από εξωτερικούς παράγοντες όπως η υγρασία, η θερμοκρασία ή η παρουσία άλλων συσκευών. Αυτή η ευαισθησία του καναλιού καθιστά το Wi-Fi ένα ιδιαίτερα πλούσιο αλλά ταυτόχρονα πολύπλοκο μέσο για παθητική ανίχνευση κίνησης [10]. Η πολυπλοκότητα της διάδοσης αποτελεί πλεονέκτημα, καθώς αυξάνει την πληροφορία που μπορεί να εξαχθεί σχετικά με τις κινήσεις και τη δυναμική του χώρου [8].

Η φυσική βάση της τεχνολογίας αυτής δεν περιορίζεται μόνο στη θεωρία των ραδιοκυμάτων, αλλά εμπλέκει και αρχές της στατιστικής επεξεργασίας σήματος και της θεωρίας πληροφορίας, καθώς οι μεταβολές που παρατηρούνται μπορούν να μοντελοποιηθούν και να προβλεφθούν, οδηγώντας σε πιο ακριβείς και γενικεύσιμες λύσεις αναγνώρισης [9].

2.3 Ανάλυση πολλαπλών διαδρομών (Multipath)

Η πολυδιαδρομική διάδοση (multipath propagation) αποτελεί ένα από τα σημαντικότερα φαινόμενα που χαρακτηρίζουν τη διάδοση των σημάτων Wi-Fi και είναι καθοριστικής σημασίας για την αναγνώριση κίνησης μέσω του Channel State Information (CSI). Το φαινόμενο αυτό περιγράφει την ταυτόχρονη άφιξη του ίδιου σήματος στον δέκτη μέσω διαφορετικών διαδρομών, ως αποτέλεσμα ανακλάσεων, διαθλάσεων ή σκέδασης σε αντικείμενα του περιβάλλοντος. Οι διαδρομές αυτές διαφέρουν σε μήκος, καθυστέρηση, πλάτος και φάση, οδηγώντας σε μια σύνθετη υπέρθεση των σημάτων στον δέκτη [10].

Καθώς ένα άτομο κινείται σε έναν χώρο, επηρεάζει τη γεωμετρία των διαδρομών αυτών, προκαλώντας μικρομεταβολές στο πλάτος και στη φάση κάθε υποδιαύλου (subcarrier). Οι

μεταβολές αυτές οδηγούν σε χαρακτηριστικά μοτίβα στο CSI, τα οποία μπορούν να «χαρτογραφήσουν» τη φύση της κίνησης, όπως την κατεύθυνση, την ένταση ή ακόμα και την ταυτότητα του υποκειμένου. Για παράδειγμα, σε πειράματα με το CSI-Net έχει παρατηρηθεί ότι η επαναληπτική κίνηση του βαδίσματος δημιουργεί περιοδικές διακυμάνσεις στο CSI, οι οποίες μπορούν να αναγνωριστούν από κατάλληλα εκπαιδευμένα νευρωνικά δίκτυα [2].

Η ανάλυση των πολλαπλών διαδρομών γίνεται με χρήση μετασχηματισμών, όπως ο Discrete Fourier Transform (DFT), ώστε να διαχωριστούν οι καθυστερήσεις άφιξης και να εντοπιστούν οι επιμέρους συνιστώσες του σήματος. Το γεγονός ότι το Wi-Fi είναι τεχνολογία ευρείας ζώνης (OFDM – Orthogonal Frequency Division Multiplexing) επιτρέπει τη λεπτομερή ανάλυση του καναλιού σε πολλές υποφέρουσες, προσφέροντας υψηλή ευκρίνεια στην καταγραφή αυτών των μεταβολών [9].

Επιπλέον, το ανθρώπινο σώμα λειτουργεί ως δυναμικός διαθλαστής ή απορροφητής των σημάτων, γεγονός που οδηγεί σε φαινόμενα ενίσχυσης ή εξασθένησης (constructive/destructive interference) των διαδρομών. Η πολυδιαδρομική διάδοση, αν και παραδοσιακά θεωρείται «θόρυβος» για τις τηλεπικοινωνίες, εδώ αξιοποιείται ως πηγή πληροφορίας, μετατρέποντας τις διακυμάνσεις σε διακριτικά χαρακτηριστικά για την αναγνώριση κινήσεων [10].

Η ανάλυση της πολυδιαδρομικής διάδοσης έχει καταστεί πιο αξιόπιστη με την πρόοδο των τεχνικών Wi-Fi sensing και την εφαρμογή αλγορίθμων βαθιάς μάθησης, οι οποίοι μπορούν να εντοπίζουν μη γραμμικά μοτίβα σε χωροχρονικά δεδομένα CSI. Η συμβολή του φαινομένου στην αναγνώριση κίνησης είναι πλέον θεμελιωμένη και αξιοποιείται ενεργά σε πολλά σύγχρονα συστήματα Wi-Fi αναγνώρισης [4].

Το Σχήμα 5 απεικονίζει ένα περιβάλλον εσωτερικού χώρου (π.χ. δωμάτιο ή γραφείο) με έναν πομπό Wi-Fi (AP ή router) που εκπέμπει σήμα, έναν δέκτη (laptop ή Wi-Fi enabled συσκευή) που λαμβάνει το σήμα και αντικείμενα στον χώρο (π.χ. τοίχοι, άνθρωπος, έπιπλα) τα οποία επηρεάζουν τη διάδοση του σήματος η παρουσία των οποίων επιφέρει πολυδιαδρομική διάδοση και μεταβαλλόμενη απορρόφηση, δημιουργώντας μικρές αποκλίσεις στην απόκριση του καναλιού [10].

Οι διάφορες πορείες διάδοσης του σήματος, χωρίζονται σε:

1. Άμεση διαδρομή ή διαδρομή οπτική επαφής (Line-of-Sight – LOS): Είναι η συντομότερη απόσταση από τον πομπό στον δέκτη. Το σήμα ταξιδεύει χωρίς εμπόδια. Συνήθως είναι η πιο ισχυρή και σταθερή συνιστώσα του σήματος, εφόσον δεν εμποδίζεται [10].

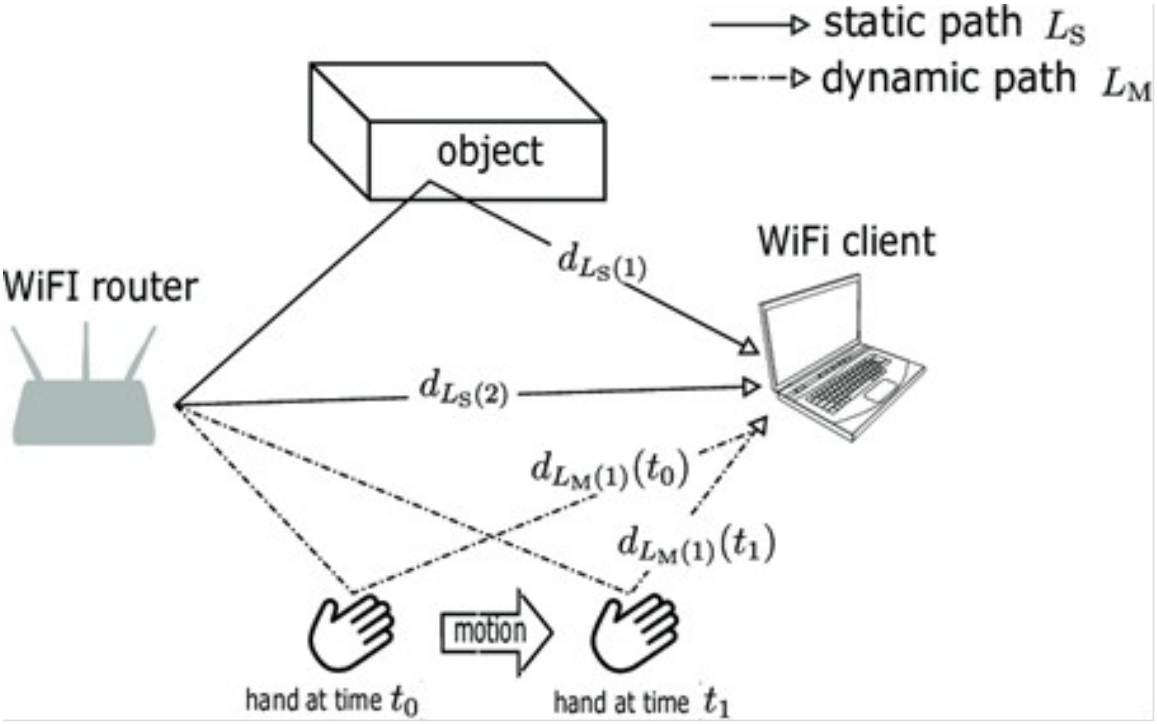
2. Ανακλώμενες διαδρομές (Reflected paths): Τα σήματα ανακλώνται σε τοίχους, έπιπλα, ή ακόμα και στον ίδιο τον άνθρωπο. Αυτές οι διαδρομές φτάνουν στον δέκτη με διαφορετική καθυστέρηση (delay) και διαφορετική φάση. Η συνύπαρξη πολλαπλών κυμάτων μπορεί να

προκαλέσει ενισχυτική συμβολή (constructive interference) ή αναιρετική συμβολή (destructive interference)[10].

3. Σκέδαση και Περίθλαση: Προκύπτουν όταν το σήμα συναντά μικρά εμπόδια ή ανοίγματα (π.χ. γωνίες τοίχου, μεταλλικά αντικείμενα). Εισάγουν επιπλέον ασταθείς συνιστώσες στο τελικό σήμα [10].

Επίδραση της ανθρώπινης κίνησης

Η παρουσία ή η κίνηση ενός ατόμου μεταβάλλει συνεχώς τις διαδρομές, αποκλείοντας την LOS διαδρομή και εισάγοντας νέες ανακλάσεις (π.χ. από σώμα ή χέρια). Το αποτέλεσμα είναι διακυμάνσεις στο Channel State Information (CSI), οι οποίες μπορούν να αναλυθούν για αναγνώριση κίνησης. Το μοντέλο πολυδιαδρομικής διάδοσης είναι ο θεμελιώδης μηχανισμός μέσω του οποίου η Wi-Fi αναγνώριση κίνησης γίνεται εφικτή. Το σχήμα CSI (ή RSSI σε απλούστερες περιπτώσεις) μεταβάλλεται χαρακτηριστικά κάθε φορά που αλλάζει το «μονοπάτι» διάδοσης. Ανάλογα με τον τύπο της κίνησης (π.χ. βάδισμα, στάση, στροφή), το μοτίβο των ανακλάσεων αλλάζει – και αυτή η δυναμική αποτυπώνεται στις μετρήσεις [14].



Σχήμα 5: Διαφορετικές διαδρομές (στατικές και δυναμικές) που επηρεάζουν το CSI [14]

2.4 LOS και NLOS σενάρια

Στην ασύρματη επικοινωνία και ιδιαίτερα στις εφαρμογές αναγνώρισης κίνησης μέσω Wi-Fi, βασικό ρόλο παίζει η διάκριση μεταξύ σεναρίων με γραμμή όρασης (Line-of-Sight – LOS) και χωρίς γραμμή όρασης (Non-Line-of-Sight – NLOS). Η παρουσία ή απουσία άμεσης οπτικής επαφής μεταξύ

του πομπού και του δέκτη επηρεάζει καθοριστικά τη μορφή του λαμβανόμενου σήματος, τον βαθμό της πολυδιαδρομικής διάδοσης και τη δυνατότητα εξαγωγής πληροφοριών από το CSI [15].

Στα σενάρια LOS, η απευθείας διαδρομή είναι η κυρίαρχη και συνήθως η πιο ισχυρή συνιστώσα του σήματος. Η παρουσία ενός ατόμου ή η κίνησή του σε αυτή τη διαδρομή προκαλεί έντονες μεταβολές στο σήμα, που μπορούν να καταγραφούν άμεσα και με υψηλό λόγο σήματος προς θόρυβο. Σε τέτοιες περιπτώσεις, η ανάλυση και η ταξινόμηση των κινήσεων είναι πιο αξιόπιστες και απαιτούν λιγότερη επεξεργασία για να απομονώσουν χρήσιμες πληροφορίες [16].

Αντίθετα, στα σενάρια NLOS, δεν υπάρχει απευθείας διαδρομή μεταξύ πομπού και δέκτη λόγω εμποδίων, όπως τοίχοι, έπιπλα ή ακόμη και το ανθρώπινο σώμα. Το σήμα φτάνει στον δέκτη αποκλειστικά μέσω ανακλάσεων και σκέδασης, με αποτέλεσμα οι διαφορές στη χρονική καθυστέρηση και τη φάση να γίνονται πιο έντονες και οι διακυμάνσεις πιο σύνθετες. Παρότι αυτό δημιουργεί μεγαλύτερη πολυπλοκότητα στην ανάλυση, επιτρέπει την αναγνώριση κίνησης ακόμη και σε χώρους που δεν είναι οπτικά προσβάσιμοι από τον πομπό ή τον δέκτη, γεγονός που ενισχύει την πρακτικότητα της τεχνολογίας [16].

Η δυνατότητα λειτουργίας υπό NLOS συνθήκες προσφέρει ένα από τα σημαντικότερα πλεονεκτήματα της Wi-Fi αναγνώρισης σε σχέση με τις κάμερες ή τους υπέρυθρους αισθητήρες, οι οποίοι απαιτούν άμεση ορατότητα και είναι ευάλωτοι σε εμπόδια. Σύγχρονα συστήματα, όπως το SrcSense, έχουν επιτύχει εντυπωσιακά ποσοστά ακρίβειας σε NLOS σενάρια, αποδεικνύοντας ότι η πληροφορία που προκύπτει από ανακλώμενα σήματα είναι εξίσου αξιοποιήσιμη, αρκεί να υποστηρίζεται από κατάλληλη ανάλυση και επεξεργασία [2].

Τέλος, η συμπεριφορά των συστημάτων σε LOS και NLOS περιβάλλοντα αποτελεί κρίσιμο παράγοντα αξιολόγησης της ευρωστίας (robustness) κάθε αλγορίθμου. Ένα μοντέλο αναγνώρισης κίνησης θεωρείται αποτελεσματικό όταν μπορεί να διατηρεί υψηλή απόδοση σε συνθήκες περιορισμένης οπτικής επαφής, μεταβαλλόμενης διαρρύθμισης του χώρου ή παρουσίας παρεμβολών [2].

2.5 Συσκευές και εξοπλισμός

Η υλοποίηση ενός συστήματος αναγνώρισης κίνησης μέσω Wi-Fi δεν απαιτεί εξειδικευμένο ή δαπανηρό εξοπλισμό, γεγονός που καθιστά την τεχνολογία προσιτή και εύκολα εφαρμόσιμη σε ευρύ φάσμα περιβαλλόντων. Τα βασικά συστατικά ενός τέτοιου συστήματος είναι: ένας πομπός Wi-Fi (όπως ένας router ή accesspoint), ένας δέκτης συμβατός με λήψη και εξαγωγή Channel State Information (CSI), και ένας υπολογιστής ή μικροϋπολογιστής για την επεξεργασία των δεδομένων [17].

Η πιο συχνά χρησιμοποιούμενη πλατφόρμα για πειραματική καταγραφή CSI είναι η κάρτα δικτύου Intel 5300, η οποία υποστηρίζεται από λογισμικό εργαλείο που επιτρέπει την εξαγωγή των raw CSI δεδομένων. Το συγκεκριμένο υλικό λειτουργεί σε συχνότητες 2.4 GHz και 5 GHz και επιτρέπει την καταγραφή CSI από 30 υποφέρουσες συχνότητες (subcarriers) για κάθε πακέτο που λαμβάνεται. Το εργαλείο αυτό έχει χρησιμοποιηθεί σε πλήθος ερευνητικών έργων, όπως στο SenseFi [8], και θεωρείται πρότυπο στον τομέα.

Η ευελιξία στον εξοπλισμό επιτρέπει την προσαρμογή της τεχνολογίας Wi-Fisensing σε διάφορα περιβάλλοντα, από μικρά δωμάτια μέχρι δημόσιους χώρους, ενώ ταυτόχρονα ανοίγει τον δρόμο για εφαρμογές σε καταναλωτικά προϊόντα, φορητές συσκευές και δίκτυα Internet of Things (IoT). Η προσιτότητα αυτή ενισχύει την πρακτική αξία της τεχνολογίας και τη φέρνει πιο κοντά στην ευρεία υιοθέτηση [14].

2.6 Ανάλυση WiFi για Αναγνώριση Δραστηριότητας: Η Προσέγγιση του E-eyes

Η ραγδαία πρόοδος στην αξιοποίηση σημάτων Wi-Fi για την αναγνώριση ανθρώπινης δραστηριότητας οδήγησε σε νέες μεθόδους που δεν απαιτούν αισθητήρες επαφής ή κάμερες. Μια από τις πιο χαρακτηριστικές και πρωτοποριακές προσεγγίσεις είναι η μέθοδος E-eyes, που αξιοποιεί τα λεπτομερή χαρακτηριστικά του Channel State Information (CSI) ώστε να εντοπίσει τόσο τη θέση όσο και τη δραστηριότητα ενός ατόμου, χωρίς να απαιτείται η κατοχή συσκευής από τον χρήστη (device-free). Η καινοτομία της μεθόδου έγκειται στην πλήρη εκμετάλλευση των στατιστικών χαρακτηριστικών του σήματος για την αναγνώριση μοτίβων σε διαφορετικούς φυσικούς χώρους [18].

2.6.1 Εξαγωγή και Επεξεργασία σημάτων Wi-Fi

Η θεμελιώδης ιδέα της προσέγγισης E-eyes είναι ότι οι ανθρώπινες δραστηριότητες επιφέρουν διακριτές και μετρήσιμες επιδράσεις στα σήματα Wi-Fi, οι οποίες καταγράφονται στο Channel State Information (CSI). Συγκεκριμένα, κάθε μετακίνηση, στάση ή ενέργεια του ανθρώπινου σώματος προκαλεί μεταβολές στο περιβάλλον διάδοσης των ραδιοκυμάτων (multipath environment), με αποτέλεσμα να αλλάζει το πλάτος και η φάση των υποφερόμενων συχνοτήτων (subcarriers) που συνιστούν το Wi-Fi σήμα [18].

Για την απόκτηση CSI, χρησιμοποιείται ειδική κάρτα δικτύου, όπως η Intel 5300 NIC, η οποία είναι ικανή να παρέχει σε πραγματικό χρόνο τα πλήρη χαρακτηριστικά των subcarriers ανά πακέτο δεδομένων. Συνήθως συλλέγονται δεδομένα από 30 ή περισσότερους subcarriers (π.χ., σε συχνότητες 2.4 GHz ή 5 GHz), τα οποία καταγράφονται σε μορφή πινάκων πλάτους και φάσης [18].

Από τις τιμές του πλάτους εξάγονται στη συνέχεια σημαντικοί στατιστικοί δείκτες, οι οποίοι λειτουργούν ως αναγνωρίσιμα μοτίβα ("υπογραφές") της ανθρώπινης δραστηριότητας. Ειδικότερα [18]:

- **Short-Time Energy (STE):** Η ενέργεια σε σύντομα χρονικά παράθυρα υπολογίζεται ως το άθροισμα των τετραγώνων των στιγμιαίων τιμών πλάτους των subcarriers. Ο δείκτης αυτός αντικατοπτρίζει τη συνολική "δυναμική" του σήματος και είναι ιδιαίτερα χρήσιμος για τον εντοπισμό έντονων ή γρήγορων κινήσεων. Για παράδειγμα, το βάδισμα ή το τρέξιμο προκαλούν στιγμιαίες αυξήσεις στην ενέργεια λόγω ταχέων ανακλάσεων.

- **Variance (Διακύμανση):** Υπολογίζεται η διακύμανση του πλάτους σε κάθε subcarrier εντός ενός παραθύρου, ώστε να μετρηθεί η σταθερότητα ή η μεταβλητότητα του σήματος. Χαμηλή διακύμανση υποδεικνύει στατική κατάσταση (π.χ., όταν το άτομο κάθεται), ενώ υψηλή διακύμανση υποδηλώνει δυναμική δραστηριότητα.

- **Standard Deviation (Τυπική Απόκλιση):** Η τυπική απόκλιση λειτουργεί ως δείκτης "διασποράς" του σήματος και συνδέεται με την ένταση της μεταβολής. Συγκριτικά με τη διακύμανση, δίνει μια πιο άμεση εκτίμηση της μεταβλητότητας με μονάδες ίδιες με το πλάτος. Έτσι, βοηθά στον ποσοτικό διαχωρισμό μεταξύ ήπιων και έντονων κινήσεων.

- **Rate of Change (Ρυθμός Μεταβολής):** Πρόκειται για τον υπολογισμό της πρώτης χρονικής παραγώγου του πλάτους, δηλαδή για το πόσο γρήγορα μεταβάλλεται το σήμα. Χρησιμοποιείται για τον εντοπισμό στιγμιαίων μεταβάσεων, όπως η αρχή ή το τέλος μιας κίνησης. Η απότομη αύξηση ή μείωση του ρυθμού υποδεικνύει αλλαγή φάσης στη δραστηριότητα (π.χ., από καθιστή θέση σε βάδισμα).

Η εξαγωγή όλων των παραπάνω δεικτών γίνεται με τη χρήση παραθύρων σταθερού μεγέθους (sliding windows) σε χρονικό επίπεδο, με επικαλυπτόμενα ή μη τμήματα. Ο στόχος είναι η διατήρηση της χρονικής συνέχειας, ώστε να εντοπίζονται διακριτές φάσεις δραστηριότητας χωρίς απώλειες πληροφορίας. Επιπλέον, εφαρμόζεται συχνά κανονικοποίηση των τιμών (π.χ., z-score) ώστε τα στατιστικά χαρακτηριστικά να είναι συγκρίσιμα μεταξύ διαφορετικών subcarriers και διαφορετικών περιόδων μέτρησης [18].

Αυτό το σύνολο χαρακτηριστικών σχηματίζει ένα πολυδιάστατο διάνυσμα χαρακτηριστικών (feature vector), το οποίο λειτουργεί ως μοναδικό αποτύπωμα (signature) της συγκεκριμένης δραστηριότητας στη συγκεκριμένη τοποθεσία. Οι διαστάσεις αυτού του διανύσματος μπορεί να κυμαίνονται από 90 έως πάνω από 300 χαρακτηριστικά, ανάλογα με το πλήθος των subcarriers και των στατιστικών δεικτών που χρησιμοποιούνται [18].

Το χαρακτηριστικό αυτό διάνυσμα μπορεί να εισαχθεί σε συστήματα μηχανικής μάθησης (όπως Random Forests, k-NN ή ακόμη και CNN/LSTM) για την ταξινόμηση της ανθρώπινης δραστηριότητας ή/και της τοποθεσίας. Το πλεονέκτημα της μεθόδου είναι ότι αξιοποιεί πλήρως τη χρονική και φασματική πληροφορία του CSI, χωρίς να εξαρτάται από την άμεση φυσική ορατότητα, όπως στις κάμερες, ούτε από φορετούς αισθητήρες [18].

Η προσέγγιση αυτή αποδεικνύει ότι τα ίδια τα Wi-Fi σήματα, τα οποία υπάρχουν σχεδόν σε κάθε κτήριο, μπορούν να μετατραπούν σε παθητικούς αισθητήρες παρακολούθησης, με αξιοσημείωτη ακρίβεια, εφόσον συνοδευτούν από κατάλληλη στατιστική ανάλυση και μοντελοποίηση [18].

2.6.2 Μοντέλα και Ταξινομητές

Μία από τις σημαντικότερες καινοτομίες της μεθόδου E-eyes είναι η χρήση μοντέλων δραστηριότητας (location-oriented activity models). Σε αντίθεση με τις κλασικές προσεγγίσεις όπου ένα ενιαίο μοντέλο προσπαθεί να γενικεύσει για όλο τον χώρο, η E-eyes υιοθετεί μια πιο ρεαλιστική προσέγγιση: εκπαιδεύεται ξεχωριστό μοντέλο για κάθε διαφορετική τοποθεσία του χώρου (π.χ., δωμάτιο, σημείο σε διάδρομο, γωνία γραφείου). Αυτή η στρατηγική επιτρέπει την καλύτερη μοντελοποίηση των τοπικών χαρακτηριστικών του σήματος Wi-Fi, τα οποία ενδέχεται να επηρεάζονται έντονα από εμπόδια, ανακλάσεις και διατάξεις επίπλων [18].

Κάθε μοντέλο λαμβάνει ως είσοδο τα στατιστικά χαρακτηριστικά των CSI υπογραφών για τη συγκεκριμένη τοποθεσία και εκπαιδεύεται ώστε να ξεχωρίζει μεταξύ διαφορετικών κατηγοριών δραστηριότητας (π.χ., περπάτημα, στάση, περιστροφή, κάθισμα) που πραγματοποιούνται εντός αυτής [18].

Για την ταξινόμηση χρησιμοποιούνται διάφοροι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης, με διαφορετικά πλεονεκτήματα [18]:

(α) k-Nearest Neighbors (k-NN):

Ο αλγόριθμος k-NN είναι ένας απλός αλλά αποτελεσματικός μη παραμετρικός ταξινομητής. Για κάθε νέο δείγμα, υπολογίζει την απόστασή του από τα δείγματα του συνόλου εκπαίδευσης (συνήθως χρησιμοποιείται η Ευκλείδεια απόσταση) και αναθέτει την ετικέτα που κυριαρχεί στους k κοντινότερους γείτονες.

Στο πλαίσιο του E-eyes, ο k-NN χρησιμοποιείται κυρίως για τοπικά μοντέλα με σχετικά λίγα δεδομένα. Το πλεονέκτημά του είναι η απλότητα και η γρήγορη εφαρμογή, αλλά υστερεί σε περιβάλλοντα με υψηλή παρουσία θορύβου.

(β) Random Forests:

Οι Random Forests είναι ensemble μοντέλα που αποτελούνται από πολλαπλά δέντρα απόφασης (decision trees), τα οποία εκπαιδεύονται με διαφορετικά τυχαία υποσύνολα των δεδομένων και των χαρακτηριστικών. Κατά την πρόβλεψη, η τελική απόφαση λαμβάνεται με πλειοψηφία (majority voting) από όλα τα δέντρα.

Αυτός ο τύπος ταξινομητή είναι ιδιαίτερα ανθεκτικός στον θόρυβο, έχει χαμηλό overfitting, και αποδίδει εξαιρετικά σε περιβάλλοντα με πολυδιάστατα δεδομένα όπως το CSI. Στην E-eyes χρησιμοποιείται κυρίως όταν το πλήθος των διαθέσιμων παρατηρήσεων είναι μεγάλο και επιθυμείται γενίκευση χωρίς απώλεια ακρίβειας.

(γ) Support Vector Machines (SVM):

Οι SVM είναι ισχυροί αλγόριθμοι ταξινόμησης που στοχεύουν στη μεγιστοποίηση της απόστασης μεταξύ διαφορετικών κατηγοριών στον χώρο χαρακτηριστικών (maximum-margin classifier). Με χρήση κατάλληλων πυρήνων (kernels), όπως ο RBF, μπορούν να διαχωρίσουν μη γραμμικά σύνολα.

Αν και δεν αποτελεί τον βασικό ταξινομητή στο E-eyes, σε παραλλαγές της μεθόδου έχει χρησιμοποιηθεί για εκλέπτυνση των συνόρων μεταξύ παρόμοιων δραστηριοτήτων, όπως το όρθιο vs. καθιστό. Η SVM απαιτεί καλή επιλογή παραμέτρων και είναι υπολογιστικά δυσκολότερη [18].

Η συνολική δομή του συστήματος E-eyes βασίζεται στη διαδοχική λειτουργία δύο σταδίων [18]:

1. Αρχικός εντοπισμός τοποθεσίας μέσω των χαρακτηριστικών του CSI,
2. Εφαρμογή του τοπικού μοντέλου δραστηριότητας που αντιστοιχεί στην αναγνωρισμένη τοποθεσία.

Με αυτό τον τρόπο, η πολυπλοκότητα του προβλήματος κατανέμεται σε επιμέρους πιο διαχειρίσιμα υποπροβλήματα. Η τεχνική αυτή οδηγεί σε ενίσχυση της ακρίβειας, καθώς κάθε μοντέλο χρειάζεται να διαχωρίσει λιγότερες κατηγορίες και σε πιο ομοιογενές περιβάλλον σημάτων [18].

Ενδεικτικά, σύμφωνα με πειραματικά δεδομένα, [18] η μέθοδος E-eyes πέτυχε έως και 94,5% ακρίβεια στην αναγνώριση δραστηριότητας ανά τοποθεσία, ενώ το συνολικό σύστημα είχε ακρίβεια άνω του 87% στον εντοπισμό συνδυασμού θέσης και δράσης. Οι τιμές αυτές αποδεικνύουν την πρακτική χρησιμότητα της μεθόδου σε καθημερινά περιβάλλοντα (γραφεία, σπίτια, εμπορικά καταστήματα κ.λπ.), χωρίς την ανάγκη για αισθητήρες σώματος ή οπτικά μέσα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

3 Μέθοδοι Αναγνώρισης Κίνησης με Χρήση Wi-Fi

3.1 Παραδοσιακές μέθοδοι (μοντελοποίηση σήματος, SVM, thresholding)

Πριν από την ευρεία χρήση της μηχανικής μάθησης, οι πρώτες προσεγγίσεις στην αναγνώριση κίνησης μέσω σημάτων Wi-Fi βασίζονταν σε παραδοσιακές τεχνικές επεξεργασίας σήματος και κατωφλιακές μεθόδους (thresholding). Οι μέθοδοι αυτές επιχειρούσαν να εντοπίσουν μεταβολές στην ισχύ ή τη χρονική δομή του σήματος, με στόχο να ανιχνεύσουν την παρουσία ή την κίνηση ενός ατόμου μέσα στον χώρο. Οι τεχνικές αυτές είναι υπολογιστικά ελαφριές και εύκολα υλοποιήσιμες, όμως παρουσιάζουν σημαντικούς περιορισμούς ως προς την ακρίβεια και την αξιοπιστία, ιδιαίτερα σε πολύπλοκα ή δυναμικά περιβάλλοντα [19].

Μία από τις πρώτες εφαρμογές της αξιοποίησης σημάτων WiFi για αναγνώριση χειρονομιών παρουσιάστηκε στο Wi Gest, όπου οι συγγραφείς χρησιμοποίησαν τα CSI για την ανίχνευση απλών χειρονομιών σε περιβάλλον εσωτερικού χώρου [20].

Μια κλασική προσέγγιση περιλαμβάνει τη μέτρηση της ισχύος του λαμβανόμενου σήματος (RSSI) και τη σύγκριση της τιμής του με κάποιο προκαθορισμένο όριο. Όταν η ισχύς πέσει κάτω από το κατώφλι, υποτίθεται ότι υπάρχει παρουσία στον χώρο. Ωστόσο, το RSSI είναι ευμετάβλητο και επηρεάζεται εύκολα από περιβαλλοντικούς θορύβους και παρεμβολές, κάτι που καθιστά τη μέθοδο αναξιόπιστη για αναγνώριση δραστηριοτήτων [17].

Η χρήση του Channel State Information (CSI) επέτρεψε πιο πλούσια αναπαράσταση του σήματος, οδηγώντας στην εμφάνιση πιο εξελιγμένων στατιστικών τεχνικών. Για παράδειγμα, η ανάλυση φασματικής πυκνότητας (spectralentropy), η καταγραφή της διακύμανσης φάσης και οι συσχετίσεις μεταξύ υποδιαύλων (subcarriers) χρησιμοποιήθηκαν για την εξαγωγή χαρακτηριστικών που σχετίζονται με την παρουσία και τη μορφή της κίνησης [21].

Σε αυτό το πλαίσιο, η εφαρμογή αλγορίθμων όπως οι Support Vector Machines (SVMs) αποτέλεσε το επόμενο βήμα. Οι SVM είναι ισχυροί ταξινομητές που βασίζονται στη διαχωρισιμότητα των χαρακτηριστικών σε έναν χώρο υψηλών διαστάσεων [22]. Σε αρκετές μελέτες, οι SVM χρησιμοποιήθηκαν για να διακρίνουν απλές κατηγορίες κίνησης, όπως «άτομο παρόν» έναντι «καμία κίνηση», ή ακόμα και για να εντοπίσουν συγκεκριμένα μοτίβα όπως περπάτημα ή στάση. Οι μέθοδοι αυτές επιτυγχάνουν ικανοποιητική απόδοση σε ελεγχόμενα περιβάλλοντα, αλλά παρουσιάζουν πτώση ακρίβειας όταν μεταβάλλεται η γεωμετρία του χώρου ή το σενάριο χρήσης [3].

3.2 Machine Learning: Εξαγωγή χαρακτηριστικών και ταξινόμηση

Με την πρόοδο των μεθόδων μηχανικής μάθησης (Machine Learning – ML), η αναγνώριση κίνησης μέσω σημάτων Wi-Fi απέκτησε σημαντικά πλεονεκτήματα ως προς την ακρίβεια, την ανθεκτικότητα και τη δυνατότητα γενίκευσης σε διαφορετικά περιβάλλοντα. Σε αντίθεση με τις παραδοσιακές κατωφλιακές τεχνικές, οι ML μέθοδοι βασίζονται στην αυτόματη ή ημι-αυτόματη εξαγωγή χαρακτηριστικών (featureextraction) από τα δεδομένα CSI ή RSSI και τη χρήση ταξινομητών (classifiers) που μαθαίνουν από προηγούμενα παραδείγματα [4].

Η διαδικασία ξεκινά με τον καθαρισμό και την επεξεργασία των σημάτων. Από το CSI εξάγονται στατιστικά χαρακτηριστικά όπως η μέση τιμή, η διακύμανση, η ενεργειακή πυκνότητα, ή ακόμα και πιο σύνθετα μετασχηματισμένα χαρακτηριστικά μέσω Fourier ή Wavelet ανάλυσης. Αυτά τα χαρακτηριστικά αποτελούν το διάνυσμα εισόδου για τον ταξινομητή. Στη συνέχεια, αλγόριθμοι όπως οι Support Vector Machines (SVMs), οι Random Forests, ή οι K-Nearest Neighbors (KNN) εκπαιδεύονται ώστε να αναγνωρίζουν διαφορετικά είδη κίνησης, όπως βάδισμα, κάθισμα ή πτώση [19].

Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα εφαρμογής της μεθόδου είναι η εργασία των Chen et al. (2019), όπου χρησιμοποιήθηκε attention-based μοντέλο με BLSTM (Bidirectional Long Short-Term Memory) συνδυασμένο με μηχανική εξαγωγή χαρακτηριστικών, επιτυγχάνοντας ακρίβεια άνω του 90% στην ταξινόμηση δραστηριοτήτων. Παρότι το κύριο βάρος της απόδοσης έγκειται στο deep learning τμήμα, η αρχική φάση χαρακτηριστικής αναπαράστασης βασίστηκε σε τεχνικές ML[4].

Η επιτυχία των μεθόδων μηχανικής μάθησης εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την ποιότητα και τη διακριτική ικανότητα των χαρακτηριστικών. Όταν αυτά έχουν επιλεγεί ή σχεδιαστεί σωστά, οι ταξινομητές μπορούν να επιτύχουν υψηλά ποσοστά ακρίβειας, ακόμη και με περιορισμένα δεδομένα. Ωστόσο, σε περιβάλλοντα με δυναμικές αλλαγές (π.χ. αλλαγή διάταξης επίπλων ή παρουσίας άλλων ατόμων), η ανάγκη επανεκπαίδευσης ή αναπροσαρμογής του μοντέλου μπορεί να περιορίζει την πρακτική του χρήση [16].

Παρά τα μειονεκτήματα, η ML παραμένει χρήσιμο εργαλείο για εφαρμογές Wi-Fi αναγνώρισης που απαιτούν ελαφριά υπολογιστική ισχύ και εξήγηση των αποτελεσμάτων (interpretability). Επιπλέον, οι τεχνικές ML αποτελούν το φυσικό βήμα μετά τις παραδοσιακές μεθόδους και συχνά αποτελούν και τη βάση για τη μετάβαση σε πιο σύνθετες deep learning προσεγγίσεις [14].

3.3 Deep Learning: CNNs, RNNs και Transformers

Τα τελευταία χρόνια, οι μέθοδοι βαθιάς μάθησης (Deep Learning – DL) έχουν αναδειχθεί ως οι πλέον αποτελεσματικές για την αναγνώριση κίνησης μέσω σημάτων Wi-Fi, προσφέροντας

υψηλότερη ακρίβεια, ανθεκτικότητα σε περιβαλλοντικές μεταβολές και ικανότητα μάθησης από μεγάλα, μη επεξεργασμένα σύνολα δεδομένων. Σε αντίθεση με τις κλασικές τεχνικές μηχανικής μάθησης, οι DL μέθοδοι δεν απαιτούν χειροκίνητη εξαγωγή χαρακτηριστικών, καθώς έχουν τη δυνατότητα να «μαθαίνουν» τις αναπαραστάσεις απευθείας από τα ακατέργαστα δεδομένα CSI [2].

Τα Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα (Convolutional Neural Networks – CNNs) χρησιμοποιούνται ευρέως για την επεξεργασία δεδομένων CSI, ιδίως όταν αυτά αναδιαμορφώνονται σε μορφή εικόνας (π.χ. heat map μεταβολών υποδιαύλων ανά frame). Τα CNNs μπορούν να ανιχνεύσουν τοπικά μοτίβα που σχετίζονται με κινήσεις, όπως περιοδικές διακυμάνσεις από το περπάτημα ή διακριτές μεταβολές από αλλαγή στάσης. Η εργασία CSI-Net είναι ενδεικτική, καθώς χρησιμοποιεί ένα τυπικό CNN για την ταξινόμηση δραστηριοτήτων και ακόμα και για την εκτίμηση στάσης σώματος με ακρίβεια άνω του 93% [14].

Για την αποτύπωση της χρονικής δυναμικής στις κινήσεις, συχνά χρησιμοποιούνται Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα (Recurrent Neural Networks – RNNs) και ειδικότερα οι Long Short-Term Memory (LSTM) και Bidirectional LSTM (BLSTM), που έχουν την ικανότητα να μοντελοποιούν ακολουθίες και να εντοπίζουν εξαρτήσεις μεταξύ διαδοχικών στιγμιοτύπων CSI [4].

Πιο πρόσφατα, εισήχθησαν στο πεδίο τα μοντέλα τύπου Transformer, τα οποία είχαν αρχικά σχεδιαστεί για φυσική γλώσσα, αλλά προσαρμόστηκαν για Wi-FiCSI ακολουθίες χάρη στην ικανότητά τους να καταγράφουν μακροχρόνιες εξαρτήσεις και να δίνουν έμφαση σε κρίσιμες μεταβολές μέσω μηχανισμών προσοχής (attention). Στο Src Sense, αξιοποιήθηκε ένα υβριδικό μοντέλο που συνδυάζει Vision Transformer με CNN layers για την επεξεργασία του στατιστικού δείκτη A-ACF και την ταξινόμηση της πηγής κίνησης, με κορυφαία αποτελέσματα ακόμη και σε NLOS περιβάλλοντα [2].

Η επιλογή αρχιτεκτονικής DL εξαρτάται από τη φύση των δεδομένων και το ζητούμενο επίπεδο γενίκευσης. Ενώ τα CNNs υπερέχουν σε αποτύπωση χωρικών σχέσεων, τα RNNs και Transformers είναι καλύτερα στην κατανόηση της χρονικής ροής, γεγονός που τα καθιστά ιδιαίτερα χρήσιμα για σύνθετες κινήσεις ή δραστηριότητες μεγάλης διάρκειας [8].

Συνολικά, τα deep learning συστήματα έχουν αναβαθμίσει ποιοτικά την απόδοση στην αναγνώριση κίνησης μέσω Wi-Fi, καθιστώντας εφικτή τη διάκριση μεταξύ πολλών τύπων δραστηριότητας με ακρίβεια και αξιοπιστία, ακόμη και σε δύσκολα περιβάλλοντα και με διαφορετικούς χρήστες [2].

Ανάλυση εικόνας: ΑρχιτεκτονικήCNN–LSTM

Το Σχήμα 6 απεικονίζει ένα υβριδικό νευρωνικό δίκτυο που συνδυάζει Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα (Convolutional Neural Networks – CNN) και Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα (Long

Short-Term Memory – LSTM) για την επεξεργασία και ταξινόμηση δεδομένων αναγνώρισης κίνησης από Wi-Fi σήματα. Η υβριδική χρήση CNN για spatial χαρακτηριστικά και LSTM για χρονικές εξαρτήσεις έχει αποδειχθεί αποτελεσματική σε πολύπλοκα περιβάλλοντα [8].

Το μοντέλο αξιοποιείται συχνά σε συστήματα Wi-Fi Sensing, στα οποία τα δεδομένα CSI ή RSSI περιέχουν χωρικά και χρονικά μοτίβα, απαραίτητα για την αναγνώριση δραστηριοτήτων, στάσεων ή πηγών κίνησης [22].

Περιγραφή της αρχιτεκτονικής ανά στάδιο

1. Είσοδος – Πίνακες CSI / Heat maps / A-ACF

Η είσοδος είναι δύο διαστάσεων (2D), προερχόμενη συνήθως από heat maps A-ACF ή από raw CSI sequences. Δηλαδή, το σήμα οργανώνεται σε έναν 2D πίνακα με διαστάσεις:

$Timesteps \times Subcarriers$όπου δείχνει μια μεταβολή κάθε υπό – μεταφορέα (subcarrier) με τον χρόνο ή

$Height \times Width$όπου δείχνει μια αναπαράσταση ως εικόνα/heatmap για επεξεργασία με CNN.

Το σήμα μπορεί να περιέχει πληροφορία από πολλούς υποδιαύλους και χρονικές στιγμές. Αυτό σημαίνει ότι κάθε sub-carrier (υπό – δίαυλος) μεταφέρει ανεξάρτητη πληροφορία για την μεταβολή του σήματος και συνδυάζοντας πολλούς subcarriers και χρονικά δείγματα, αποκτάμε μια αλληλουχία πινάκων (ή heatmaps) που δείχνει την επίδραση του περιβάλλοντος (πχ κίνηση ανθρώπων) στο Wi-Fi σήμα [2].

2. CNN Block – Εξαγωγή Χωρικών Χαρακτηριστικών

Περιλαμβάνει συνελικτικά φίλτρα (filters) που εντοπίζουν μοτίβα στοπ χώρο (π.χ. κατακόρυφες/οριζόντιες μεταβολές). Συνήθως, αρχικά εφαρμόζεται συνελικτική πράξη 2D με χρήση πυρήνων (kernels) πάνω στον αρχικό χάρτη εισόδου, ώστε να εξαχθούν τοπικά χαρακτηριστικά του σήματος. Έπειτα, εφαρμόζεται η μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης ReLU, η οποία μηδενίζει τις αρνητικές τιμές, κρατώντας τις ενεργές περιοχές. Τέλος, η διαδικασία Max Pooling μειώνει τις διαστάσεις του χάρτη, κρατώντας το μέγιστο από κάθε μικρή περιοχή, διατηρώντας έτσι τα σημαντικότερα χαρακτηριστικά με μειωμένο υπολογιστικό κόστος. Η έξοδος είναι ένα ενσωματωμένο χαρακτηριστικό (featuremap) για κάθε χρονική στιγμή [9].

3. LSTM Block – Ανάλυση Χρονικών Εξαρτήσεων

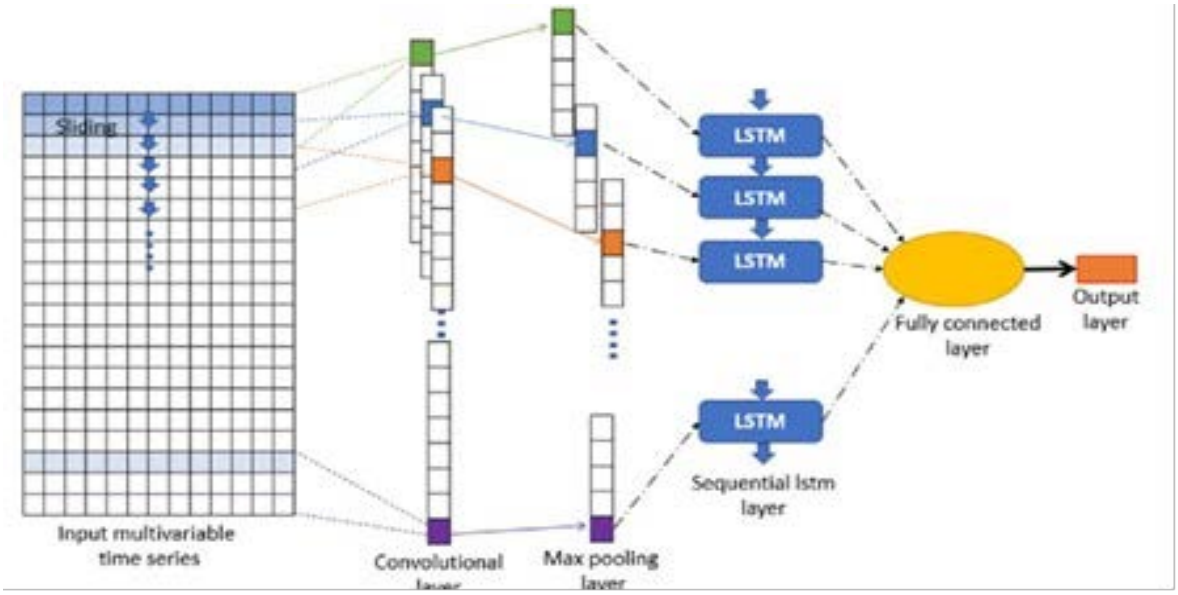
Τα feature maps του CNN τροφοδοτούνται στο LSTM, που αποτελεί αναδρομικό νευρωνικό δίκτυο με δυνατότητα απομνημόνευσης παρελθόντων γεγονότων. Το LSTM εντοπίζει χρονοσειριακά μοτίβα, όπως ρυθμούς βάδισης, επιβραδύνσεις, πτώσεις, αλλαγές στάσης. Το LSTM

θυμάται σημαντικές χρονικές μεταβολές χωρίς να ξεχνά χρήσιμες πληροφορίες λόγω του μηχανισμού πύλης (gate mechanism) [23].

Το CNN εξάγει χωρικά χαρακτηριστικά από δεδομένα CSI, ενώ το LSTM αναλύει τις χρονικές εξαρτήσεις, καθιστώντας το σύστημα κατάλληλο για Wi-Fi sensing σε δυναμικά περιβάλλοντα [22].

4. Fully Connected Layer και Softmax

Η τελική έξοδος του LSTM περνάει από ένα ή περισσότερα fully connected layers, και τελικά από Softmax, που επιστρέφει πιθανότητες για κάθε κατηγορία κίνησης (π.χ. περπάτημα, κάθισμα, κατοικίδιο, none), [24].



Σχήμα 6: Υβριδικό μοντέλο CNN–LSTM για αναγνώριση κίνησης μέσω Wi-Fi [19]

3.4 Μεταφορά μάθησης (Transfer Learning)

Η μεταφορά μάθησης (Transfer Learning) αποτελεί μια ιδιαίτερα χρήσιμη στρατηγική στο πλαίσιο της αναγνώρισης κίνησης μέσω Wi-Fi, κυρίως για την αντιμετώπιση της πρόκλησης της γενίκευσης σε νέα περιβάλλοντα ή χρήστες χωρίς την ανάγκη εκτεταμένης επανεκπαίδευσης του μοντέλου. Η βασική ιδέα είναι ότι ένα μοντέλο που έχει εκπαιδευτεί σε ένα περιβάλλον μπορεί να επαναχρησιμοποιηθεί ή να βελτιστοποιηθεί σε άλλο, με λιγότερα δεδομένα και υπολογιστικούς πόρους [25].

Στην πράξη, ένα προεκπαιδευμένο μοντέλο βαθιάς μάθησης (π.χ. CNN ή Transformer) μπορεί να εφαρμοστεί σε νέα δεδομένα Wi-Fi, προσαρμόζοντας μόνο τα τελευταία επίπεδα ταξινόμησης ή κάποιες ενδιάμεσες παραμέτρους. Αυτή η προσέγγιση είναι ιδιαιτέρως σημαντική στο Wi-Fisensing, καθώς η διαμόρφωση του φυσικού περιβάλλοντος (τοποθέτηση επίπλων, τύπος τοίχων, αριθμός ατόμων) αλλάζει συχνά και μπορεί να επηρεάσει σημαντικά τα χαρακτηριστικά του σήματος [25].

Με την χρήση βιβλιοθηκών, όπως το SenseFi, αξιολογούν τη δυνατότητα χρήσης transfer learning σε πολλαπλά datasets με διαφορετική γεωμετρία χώρου και διατάξεις αισθητήρων, επιδεικνύοντας ότι η μεταφορά μάθησης μπορεί να διατηρήσει υψηλά ποσοστά ακρίβειας χωρίς πλήρη επανεκπαίδευση [8]. Αντίστοιχα, στο Src Sense, το προτεινόμενο μοντέλο λειτουργεί αποτελεσματικά σε πέντε διαφορετικά περιβάλλοντα χωρίς να απαιτείται τροποποίηση του αρχικού δικτύου, αξιοποιώντας την robust αρχιτεκτονική του Vision Transformer [2].

Το πλεονέκτημα αυτής της προσέγγισης είναι διπλό: από τη μία μειώνεται το κόστος συλλογής δεδομένων και υπολογιστικής εκπαίδευσης, και από την άλλη ενισχύεται η πρακτικότητα του συστήματος, καθιστώντας το κατάλληλο για πραγματικές εφαρμογές όπου το περιβάλλον αλλάζει συχνά. Επιπλέον, η μεταφορά μάθησης συμβάλλει στην επεκτασιμότητα των συστημάτων, επιτρέποντας την εφαρμογή τους σε διαφορετικές τοποθεσίες, ακόμα και όταν τα δεδομένα είναι περιορισμένα ή ετερογενή [14], [25].

Ωστόσο, είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι η επιτυχία του transfer learning εξαρτάται από τη «συγγένεια» μεταξύ του αρχικού και του νέου περιβάλλοντος. Σε περιπτώσεις όπου οι συνθήκες διαφέρουν δραματικά, μπορεί να απαιτείται πιο εκτενής fine-tuning ή ακόμη και retraining. Παρ' όλα αυτά, η μεταφορά μάθησης αποτελεί βασικό εργαλείο στην προσπάθεια δημιουργίας γενικεύσιμων και αποδοτικών συστημάτων αναγνώρισης κίνησης μέσω Wi-Fi [19].

3.5 Σύγκριση μεταξύ παραδοσιακών, Machine Learning και Deep Learning μεθόδων

Η εξέλιξη των μεθόδων αναγνώρισης κίνησης μέσω Wi-Fi μπορεί να κατανοηθεί ως μια μετάβαση από απλές, στατιστικά βασισμένες τεχνικές σε πιο σύνθετες προσεγγίσεις μηχανικής και βαθιάς μάθησης. Κάθε κατηγορία μεθόδων διαθέτει συγκεκριμένα πλεονεκτήματα, αλλά και περιορισμούς, ανάλογα με την περίπτωση εφαρμογής, τον διαθέσιμο εξοπλισμό και τις απαιτήσεις ακρίβειας ή υπολογιστικής ισχύος [2].

Οι παραδοσιακές μέθοδοι, όπως το thresholding ή η στατιστική μοντελοποίηση του RSSI και του CSI, είναι απλές στην υλοποίηση και απαιτούν χαμηλούς υπολογιστικούς πόρους. Παρόλο που είναι κατάλληλες για ανίχνευση παρουσίας ή βασική αναγνώριση κίνησης, παρουσιάζουν σοβαρούς περιορισμούς σε περιβάλλοντα με μεταβαλλόμενες συνθήκες ή παρουσία πολλών παραμέτρων [3].

Οι μέθοδοι μηχανικής μάθησης (ML), όπως οι Support Vector Machines (SVM), Random Forests και KNN, αποτελούν το επόμενο εξελικτικό βήμα, καθώς επιτρέπουν τη χρήση πιο σύνθετων χαρακτηριστικών, με βελτιωμένη ακρίβεια και δυνατότητα ταξινόμησης πολλών κατηγοριών κίνησης. Ωστόσο, εξαρτώνται σε μεγάλο βαθμό από την ποιότητα της εξαγωγής χαρακτηριστικών και συχνά απαιτούν επαναρύθμιση ή retraining όταν αλλάζει το περιβάλλον ή τοποθετούνται διαφορετικοί χρήστες [2].

Οι τεχνικές βαθιάς μάθησης (DL), όπως τα CNNs, RNNs και Transformers, επιτυγχάνουν τις καλύτερες επιδόσεις σε όρους ακρίβειας και γενίκευσης, καθώς μπορούν να μάθουν τις πιο σημαντικές αναπαραστάσεις απευθείας από τα ακατέργαστα δεδομένα. Επιπλέον, είναι ανθεκτικές σε περιβαλλοντικές αλλαγές, ιδίως όταν συνδυάζονται με τεχνικές μεταφοράς μάθησης (transferlearning). Σύμφωνα με το Src Sense, τα μοντέλα DL έχουν επιτύχει ακρίβεια έως και 99,77% σε ταξινόμηση της πηγής κίνησης, ακόμα και σε NLOS συνθήκες, κάτι που ξεπερνά σημαντικά τις παραδοσιακές προσεγγίσεις [2].

Ωστόσο, τα DL μοντέλα είναι πιο απαιτητικά υπολογιστικά και συχνά χρειάζονται μεγάλο όγκο δεδομένων για εκπαίδευση. Σε εφαρμογές με περιορισμένους πόρους ή όταν απαιτείται διαφάνεια στις αποφάσεις του συστήματος (explainability), οι παραδοσιακές ή ML μέθοδοι ενδέχεται να παραμένουν προτιμότερες [2].

Συνοψίζοντας, η επιλογή της κατάλληλης μεθοδολογίας εξαρτάται από τον τελικό στόχο του συστήματος, την υποδομή και τις ανάγκες του χρήστη. Η τρέχουσα τάση, ωστόσο, ευνοεί τη σταδιακή μετάβαση σε βαθύτερα και προσαρμόσιμα μοντέλα, τα οποία μπορούν να ανταποκριθούν στις αυξανόμενες απαιτήσεις ακρίβειας, ευρωστίας και επεκτασιμότητας [2].

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

4 Το σύστημα CARM

4.1 Εισαγωγή στο Σύστημα CARM

Η συνεχώς αυξανόμενη ανάγκη για μη επεμβατική παρακολούθηση ανθρώπινης δραστηριότητας σε εσωτερικούς χώρους, όπως σε νοσοκομεία, σπίτια ή δομές φροντίδας ηλικιωμένων, έχει οδηγήσει στην ανάπτυξη καινοτόμων τεχνολογιών που χρησιμοποιούν τα υπάρχοντα δίκτυα Wi-Fi ως παθητικούς αισθητήρες. Το σύστημα CARM (CSI-based Activity Recognition using Wi-Fi), που παρουσιάστηκε από τους Wang et al. το 2015, αποτέλεσε ένα από τα πρώτα πλήρως λειτουργικά παραδείγματα τέτοιου είδους τεχνολογίας, αξιοποιώντας πληροφορίες κατάστασης καναλιού (Channel State Information – CSI) από ασύρματα σήματα για την αναγνώριση δραστηριοτήτων ανθρώπων σε εσωτερικούς χώρους [26].

Το βασικό πλεονέκτημα του CARM είναι ότι δεν απαιτεί φυσική επαφή ή αισθητήρες φορετούς από τον χρήστη. Αντίθετα, εκμεταλλεύεται την αλληλεπίδραση του ανθρώπινου σώματος με τα ραδιοκύματα του WiFi, τα οποία αντανακλώνται, απορροφώνται ή διαθλώνται ανάλογα με την κίνηση, τη θέση και τη δραστηριότητα του ατόμου. Η πληροφορία CSI, που προέρχεται από τη φυσική στρώση (physicallayer) ενός WiFi συστήματος, περιλαμβάνει τη λεπτομερή απόκριση κάθε υποφέροντος συχνότητας (subcarrier) ενός OFDM σήματος, προσφέροντας σημαντικά πιο πλούσια πληροφόρηση από τα παραδοσιακά επίπεδα έντασης σήματος (RSS) [26].

4.2 Μεθοδολογία και Αρχιτεκτονική Συστήματος

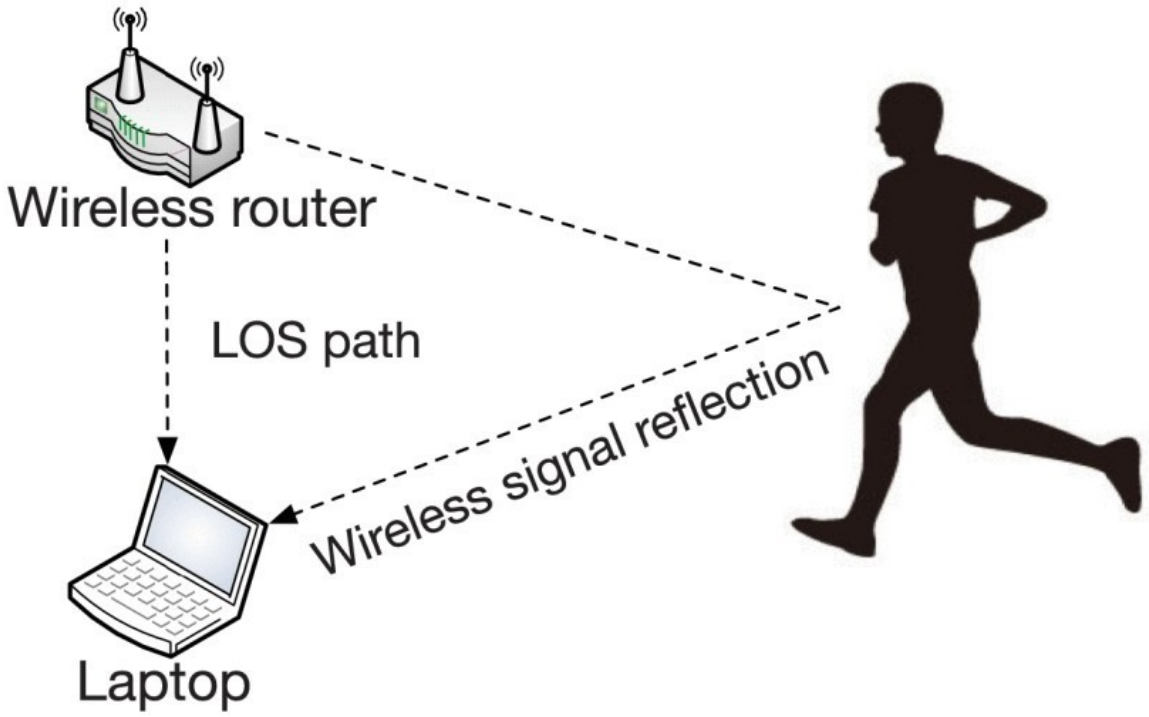
Το CARM βασίζεται στην καταγραφή του CSI από κάρτες δικτύου τύπου Intel 5300, σε περιβάλλοντα εσωτερικού χώρου. Τα δεδομένα πλάτους (amplitude) εξάγονται από τους subcarriers και υπόκεινται σε συγχρονισμό, εξομάλυνση και αποθορυβοποίηση με φίλτρα παραθύρου. Ένα βασικό στοιχείο της τεχνικής είναι η χρήση του Principal Component Analysis (PCA), μέσω του οποίου επιτυγχάνεται μείωση της διάστασης του χαρακτηριστικού διανύσματος, διατηρώντας μόνο τις πιο αντιπροσωπευτικές συνιστώσες (features) για κάθε χρονικό παράθυρο [26].

Για την αναγνώριση της δραστηριότητας, το CARM χρησιμοποιεί κρυφά μοντέλα Markov (Hidden Markov Models – HMMs), τα οποία είναι κατάλληλα για μοντελοποίηση διαδοχικών φάσεων κίνησης. Κάθε δραστηριότητα (π.χ. βάδισμα, κάθισμα, στροφή) εκπαιδεύεται ως ξεχωριστό HMM, το οποίο αξιολογείται με βάση την πιθανότητα παρατήρησης των δεδομένων. Το σύστημα

ταξινομεί την εκάστοτε είσοδο με βάση το ποιο HMM παράγει τη μέγιστη πιθανότητα (likelihood). Ένα βασικό πλεονέκτημα αυτής της προσέγγισης είναι η ανθεκτικότητα σε χρονική παραμόρφωση (π.χ. αλλαγές ταχύτητας), καθώς τα HMMs επιτρέπουν παραλλαγές στον ρυθμό εκτέλεσης της δραστηριότητας [26].

Σε πειραματικές δοκιμές, το CARM πέτυχε ακρίβεια έως 96% στην αναγνώριση δραστηριότητας σε γραφειακό περιβάλλον, αξιοποιώντας μόνο μία κεραία εκπομπής και μία κεραία λήψης (1×1 MIMO), γεγονός που το καθιστά ιδιαίτερα προσιτό. Παρόλα αυτά, η απόδοσή του μειώνεται σημαντικά σε σενάρια με πολλαπλούς χρήστες ή έντονη παρεμβολή στο κανάλι, ενώ η ανάγκη για εκπαίδευση ανά χώρο αποτελεί περιορισμό για καθολική εφαρμογή [26].

Η τεχνική CARM ενδυναμώνει τη δυνατότητα παθητικής παρακολούθησης δραστηριότητας σε περιβάλλοντα όπου η ιδιωτικότητα είναι κρίσιμη, χωρίς να απαιτείται απτική επαφή ή άμεση ορατότητα. Το γεγονός ότι επιτυγχάνει υψηλή ακρίβεια με περιορισμένο εξοπλισμό καθιστά το CARM ένα σημαντικό παράδειγμα της πρακτικής ωριμότητας του Wi-Fi Sensing [26].



Σχήμα 7: Αρχιτεκτονική συστήματος CARM [27]

4.3 Εφαρμογές, Πλεονεκτήματα και Περιορισμοί του CARM

Το CARM αποτελεί ένα ιδιαίτερα ευέλικτο σύστημα αναγνώρισης δραστηριοτήτων, με εφαρμογές που εκτείνονται σε πολλαπλούς τομείς της καθημερινής ζωής. Μία από τις βασικότερες εφαρμογές του είναι η έξυπνη οικιακή παρακολούθηση (smart home monitoring), ειδικά για ηλικιωμένους ή άτομα με αναπηρία. Σε τέτοια περιβάλλοντα, το CARM μπορεί να ανιχνεύσει κινήσεις όπως περπάτημα, κάθισμα, πτώση ή παρατεταμένη ακινησία, παρέχοντας χρήσιμες

ειδοποιήσεις σε συγγενείς ή παρόχους φροντίδας. Η μη επεμβατική του φύση το καθιστά ιδιαίτερα ελκυστικό σε σύγκριση με φορετούς αισθητήρες ή κάμερες, διασφαλίζοντας την ιδιωτικότητα των χρηστών [26].

Μια άλλη σημαντική εφαρμογή βρίσκεται στον τομέα της ασφάλειας και επιτήρησης, όπου το CARM μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την παθητική ανίχνευση παρουσίας ή ύποπτης κίνησης σε εσωτερικούς χώρους χωρίς την ανάγκη για οπτικό υλικό. Αντίστοιχα, σε περιβάλλοντα όπως έξυπνα γραφεία, βιομηχανικοί χώροι ή ακόμη και αεροδρόμια, το σύστημα μπορεί να συνδυαστεί με υπάρχουσες Wi-Fi υποδομές για την καταγραφή στατιστικών κυκλοφορίας ή τη βελτιστοποίηση χώρων χρήσης [26].

Ένα από τα βασικότερα πλεονεκτήματα του CARM είναι η συμβατότητά του με εμπορικό εξοπλισμό (COTS). Η δυνατότητα λειτουργίας του με απλές Wi-Fi κάρτες, χωρίς τροποποίηση του φυσικού χώρου ή επιπρόσθετους αισθητήρες, μειώνει σημαντικά το κόστος εγκατάστασης και καθιστά το σύστημα ευρέως εφαρμόσιμο. Επιπλέον, χάρη στο γεγονός ότι βασίζεται στο Channel State Information, επιτυγχάνει μεγαλύτερη ακρίβεια και ευαισθησία σε μικρές κινήσεις σε σχέση με παραδοσιακές τεχνικές RSS [26].

Ωστόσο, το CARM δεν στερείται περιορισμών. Καταρχάς, η προσαρμογή σε νέα περιβάλλοντα μπορεί να απαιτεί επαναεκπαίδευση του ταξινομητή, καθώς οι αλλαγές στο χώρο (π.χ. τοποθέτηση επίπλων ή μεταβολές στην ανακλαστικότητα των επιφανειών) επηρεάζουν σημαντικά το CSI. Επιπλέον, η παρουσία πολλαπλών ατόμων μπορεί να δυσχεράνει την ταξινόμηση, καθώς οι παρεμβολές στα σήματα γίνονται πιο περίπλοκες. Επίσης, η χρονική καθυστέρηση (latency) στη λήψη και επεξεργασία CSI δεδομένων ενδέχεται να περιορίσει την αποτελεσματικότητα του συστήματος σε εφαρμογές πραγματικού χρόνου [26].

Παρά τα εμπόδια, η προσέγγιση του CARM έχει ανοίξει νέους ορίζοντες στην παθητική παρακολούθηση μέσω Wi-Fi, και αποτελεί σημείο αναφοράς για τη μελλοντική εξέλιξη τεχνολογιών Wi-FiSensing, όπως το πρότυπο IEEE 802.11bf, το οποίο φιλοδοξεί να τυποποιήσει και να ενσωματώσει αντίστοιχες δυνατότητες στα μελλοντικά Wi-Fi συστήματα [26].

4.4 Πειραματική Επαλήθευση και Απόδοση του Συστήματος CARM

Για την αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας του συστήματος CARM, οι ερευνητές πραγματοποίησαν εκτεταμένες πειραματικές δοκιμές σε περιβάλλον πραγματικού εσωτερικού χώρου, αξιοποιώντας τυπικό Wi-Fi δίκτυο που βασίζεται σε κάρτες Intel 5300 NIC. Το δίκτυο αυτό λειτούργησε στη συχνότητα των 5 GHz, υποστηρίζοντας 30 υποφορείς (subcarriers) για τη λήψη λεπτομερούς πληροφορίας κατάστασης καναλιού (Channel State Information – CSI). Τα δεδομένα

CSI συλλέχθηκαν με ρυθμό δειγματοληψίας 1000 Hz, επιτρέποντας υψηλή χρονική ανάλυση στις μεταβολές του σήματος κατά τη διάρκεια της ανθρώπινης δραστηριότητας [26].

Κατά τη διαδικασία πειραματισμού, οι συμμετέχοντες εκτελούσαν διαφορετικού τύπου δραστηριότητες, όπως περπάτημα, καθιστή στάση, πτώση, περιστροφή, και χειρονομίες χαμηλής ή υψηλής ταχύτητας. Τα δεδομένα CSI για κάθε δραστηριότητα υφίσταντο αρχικά αποθορυβοποίηση μέσω φίλτρων Butterworth και εξισορρόπηση φάσης, ώστε να εξαλείφονται οι παραμορφώσεις που προκαλούνται από τις ασυνέπειες των ασύρματων καναλιών [26].

Ακολούθησε η φάση εξαγωγής χαρακτηριστικών με χρήση Principal Component Analysis (PCA) για τη μείωση των διαστάσεων του διανύσματος χαρακτηριστικών, διατηρώντας τις συνιστώσες με τη μεγαλύτερη πληροφοριακή αξία. Τα τελικά χαρακτηριστικά τροφοδοτήθηκαν σε μοντέλα Κρυφών Μαρκοβιανών Δικτύων (Hidden Markov Models – HMMs), ένα για κάθε κατηγορία δραστηριότητας, τα οποία εκπαιδεύτηκαν ξεχωριστά ώστε να μεγιστοποιούν την πιθανότητα αναγνώρισης [26].

Η ακρίβεια αναγνώρισης του συστήματος CARM έφτασε έως και 96% σε ελεγχόμενα περιβάλλοντα, χρησιμοποιώντας μόνο μία κεραία εκπομπής και μία κεραία λήψης (1×1 MIMO configuration). Σε συνθήκες πολλαπλών χρηστών ή παρεμβολών στο κανάλι, η απόδοση μειώθηκε περίπου στο 87%, κυρίως λόγω της υπερκάλυψης σημάτων και της ανάγκης αναπροσαρμογής των HMMs σε νέες στατιστικές συνθήκες [26].

Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει το γεγονός ότι το CARM διατήρησε ικανοποιητική επίδοση ακόμη και σε μη-ορατές περιοχές (Non-Line-of-Sight – NLOS), όπου τα σήματα Wi-Fi υφίστανται πολλαπλές ανακλάσεις. Αυτό υποδεικνύει ότι η τεχνολογία μπορεί να εφαρμοστεί αποτελεσματικά για παθητική παρακολούθηση χωρίς να απαιτείται άμεση οπτική γραμμή μεταξύ συσκευών και χρηστών [26].

Επιπλέον, οι ερευνητές διερεύνησαν τη σταθερότητα του συστήματος στον χρόνο, πραγματοποιώντας επαναλαμβανόμενες μετρήσεις σε διαφορετικές ημέρες και ώρες. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι οι τιμές cross-correlation μεταξύ των καταγεγραμμένων σημάτων διατηρούνται υψηλές (>0.85), γεγονός που αποδεικνύει την αναπαραγωγιμότητα των δεδομένων και τη συνοχή της μεθόδου [26].

Η μελέτη, ανέδειξε επίσης την ευαισθησία του CARM σε χωρικές μεταβολές. Μικρές αλλαγές στη διάταξη του περιβάλλοντος (π.χ. μετακίνηση επίπλων) προκαλούσαν διαφοροποιήσεις στο προφίλ των σημάτων CSI, απαιτώντας επανεκπαίδευση του ταξινομητή για βέλτιστη απόδοση. Για την αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος, προτάθηκε η ενσωμάτωση μηχανισμών αυτόματης βαθμονόμησης (auto-calibration) που επιτρέπουν την προσαρμογή του μοντέλου σε νέα χωρικά περιβάλλοντα χωρίς πλήρη επανεκπαίδευση [26].

Τέλος, η ενεργειακή κατανάλωση του CARM αποδείχθηκε πολύ χαμηλή (<2.5 W ανά μονάδα μέτρησης), καθιστώντας το σύστημα κατάλληλο για φορητές ή ενσωματωμένες εφαρμογές IoT. Σε σύγκριση με άλλες τεχνολογίες ανίχνευσης όπως τα ραντάρ FMCW ή οι αισθητήρες υπερύθρων, το CARM προσφέρει συγκρίσιμη ακρίβεια με μικρότερο κόστος εγκατάστασης και χωρίς ανάγκη οπτικής επαφής [26].

Συνολικά, τα αποτελέσματα των πειραματικών δοκιμών επιβεβαιώνουν ότι το CARM αποτελεί αξιόπιστη λύση για παθητική αναγνώριση δραστηριοτήτων σε εσωτερικά περιβάλλοντα, συνδυάζοντας υψηλή ακρίβεια, χαμηλό κόστος και ευελιξία στην εγκατάσταση. Η τεχνολογία αυτή θέτει τις βάσεις για τις επόμενες γενιές συστημάτων Wi-Fi Sensing, τα οποία προβλέπεται να αξιοποιούν τεχνικές deep learning και massive MIMO για ακόμα πιο λεπτομερή ανάλυση της ανθρώπινης κίνησης [26].

4.5 Μελλοντικές Κατευθύνσεις και Εξέλιξη των Συστημάτων WiFi Sensing

Η εργασία άνοιξε νέους ορίζοντες για την έρευνα στην παθητική αναγνώριση δραστηριοτήτων μέσω Wi-Fi. Οι μελλοντικές βελτιώσεις του CARM αναμένεται να εστιάσουν στη βελτίωση της ανθεκτικότητας και στην αύξηση της ευφυΐας του συστήματος [26].

Μία βασική κατεύθυνση αφορά την αξιοποίηση τεχνικών βαθιάς μάθησης (Deep Learning) για αυτόματη εξαγωγή χαρακτηριστικών από τα δεδομένα CSI, μειώνοντας την εξάρτηση από χειροκίνητη επιλογή φίλτρων και παραμέτρων. Η χρήση συνελικτικών νευρωνικών δικτύων (CNN) ή αναδρομικών δομών (RNN, LSTM) μπορεί να ενισχύσει την ικανότητα του συστήματος να αναγνωρίζει πολύπλοκες χρονικές ακολουθίες και να προσαρμόζεται σε διαφορετικούς χρήστες ή περιβάλλοντα [26].

Παράλληλα, σημαντική πρόοδος αναμένεται από την επέκταση του CARM σε αρχιτεκτονικές πολλαπλών κεραιών (MIMO), οι οποίες προσφέρουν βελτιωμένη χωρική ανάλυση και δυνατότητα ταυτόχρονης ανίχνευσης πολλαπλών χρηστών. Με τη χρήση περισσότερων καναλιών, το σύστημα θα μπορεί να καταγράφει λεπτομερέστερα τις χωρικές διαφοροποιήσεις των σημάτων, οδηγώντας σε αναγνώριση κινήσεων υψηλής ακρίβειας [26].

Επιπλέον, η ενσωμάτωση του CARM σε περιβάλλοντα Internet of Things (IoT) ανοίγει τον δρόμο για έξυπνα σπίτια και νοσοκομεία, όπου οι δραστηριότητες των ανθρώπων θα παρακολουθούνται χωρίς επεμβατικούς αισθητήρες ή κάμερες. Η βελτίωση της ενεργειακής αποδοτικότητας και η υιοθέτηση τοπικής επεξεργασίας (edge computing) θα επιτρέψουν την πραγματοχρονική λειτουργία με ελάχιστη καθυστέρηση [26].

Τέλος, μία σημαντική πρόκληση που επισημαίνεται, είναι η διατήρηση της ιδιωτικότητας. Καθώς τα σήματα Wi-Fi μπορούν να χρησιμοποιηθούν για παθητική ανίχνευση, απαιτείται

σχεδιασμός μηχανισμών που να προστατεύουν τα προσωπικά δεδομένα, εξασφαλίζοντας ότι οι εφαρμογές θα λειτουργούν με ασφάλεια και διαφάνεια [26].

Συνολικά, η τεχνολογία CARM θέτει τα θεμέλια για μια νέα εποχή στην αντίληψη μέσω ασύρματων σημάτων, όπου τα Wi-Fi δίκτυα θα μετασχηματίζονται από μέσα επικοινωνίας σε νοήμονα αισθητήρια συστήματα που κατανοούν και αλληλεπιδρούν με το ανθρώπινο περιβάλλον [26].

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

5 Το σύστημα Wi Draw

Η αποτελεσματικότητα του πλαισίου CARM στην αναγνώριση πηγών κίνησης μπορεί να αξιολογηθεί πληρέστερα μέσα από τη συγκριτική μελέτη αντίστοιχων τεχνολογιών Wi-Fi sensing που έχουν παρουσιαστεί στη διεθνή βιβλιογραφία. Στα επόμενα κεφάλαια εξετάζονται δύο χαρακτηριστικές προσεγγίσεις που υλοποιούν διαφορετικές στρατηγικές αναγνώρισης: τα συστήματα WiDraw και Src Sense.

5.1 Wi Draw: Παρακολούθηση Χειρονομιών με Wi-Fi Φάση

Το Wi Draw αποτελεί μια πρωτοποριακή προσέγγιση στην αναγνώριση κίνησης μέσω Wi-Fi, αξιοποιώντας μεταβολές φάσης (phase shifts) των ραδιοκυμάτων. Το σύστημα βασίζεται στη συλλογή CSI δεδομένων και στην εξαγωγή της πληροφορίας φάσης για τον ακριβή εντοπισμό κατεύθυνσης χειρονομιών στο επίπεδο της παλάμης ή του άνω άκρου. Σε αντίθεση με τις περισσότερες τεχνικές που αναλύουν πλάτος ή ενεργειακά χαρακτηριστικά, το Wi Draw εντοπίζει μικρομετακινήσεις με εξαιρετική χωρική ακρίβεια, επιτρέποντας ιχνηλάτηση πραγματικού χρόνου (real-time tracking) χωρίς χρήση κάμερας [28].

5.2 Τεχνική Wi Draw – Αναγνώριση Χειρονομιών μέσω Φασικής Ανάλυσης Wi-Fi

Η τεχνική Wi Draw εισάγει έναν πρωτοποριακό τρόπο αναγνώρισης χειρονομιών (gestures) αξιοποιώντας αποκλειστικά τις μεταβολές φάσης στα σήματα Wi-Fi. Αντί να χρησιμοποιεί πληροφορία πλάτους ή γενικές μετρήσεις ισχύος (RSSI), το Wi Draw στηρίζεται στη φυσική αρχή ότι η φάση του ασύρματου σήματος μεταβάλλεται αναλογικά με τη διανυόμενη απόσταση. Όταν ένα ανθρώπινο χέρι κινείται κοντά στις διαδρομές διάδοσης Wi-Fi, προκαλεί ελαφρές αλλά μετρήσιμες αποκλίσεις στη φάση. Αυτές οι μεταβολές επιτρέπουν στο σύστημα να εντοπίσει όχι μόνο την παρουσία αλλά και την κατεύθυνση και μορφή της κίνησης, χωρίς να απαιτείται επαφή ή χρήση κάμερας [28].

Το Wi Draw επιτυγχάνει την παρακολούθηση των χειρονομιών τοποθετώντας τρεις συσκευές (έναν πομπό Wi-Fi και δύο δέκτες), σχηματίζοντας έτσι ένα τριγωνικό δίκτυο. Οι μεταβολές στη φάση που καταγράφονται από κάθε διαδρομή μεταξύ πομπού και δέκτη αντιστοιχούν σε μεταβολές απόστασης του χεριού από κάθε κόμβο. Μέσα από μια γεωμετρική προσέγγιση τύπου trilateration, το σύστημα αναδομεί σε πραγματικό χρόνο τη 2D τροχιά της χειρονομίας. Τα δεδομένα της φάσης υποβάλλονται πρώτα σε διόρθωση off set, ενώ η διαφορά φάσης ανάμεσα στους δέκτες επιτρέπει την ανάκτηση της σχετικής θέσης της κίνησης [28].

5.3 Μοντέλο λειτουργίας και αναγνώριση χειρονομιών

Η αναγνώριση της χειρονομίας βασίζεται στη χρονική εξέλιξη των μεταβολών φάσης. Για να επιτευχθεί ταξινόμηση της κίνησης, το Wi Draw εφαρμόζει μοντέλα όπως τα Hidden Markov Models (HMMs) ή Dynamic Time Warping (DTW) για να αντιστοιχίσει την τροχιά του χεριού σε γνωστά μοτίβα. Έτσι, χειρονομίες όπως «πάνω-κάτω», «δεξιά-αριστερά» ή «κύκλος» μπορούν να αναγνωριστούν με ακρίβεια που υπερβαίνει το 90% σε ελεγχόμενες συνθήκες. Ένα σημαντικό πλεονέκτημα του Wi Draw είναι ότι λειτουργεί χωρίς την ανάγκη εκπαίδευσης ή επαναρύθμισης όταν αλλάζει το περιβάλλον, καθιστώντας το σταθερό και εύχρηστο σε εφαρμογές οικιακού αυτοματισμού [28].

Εκτός από τη δυνατότητα χειρονομιακής αλληλεπίδρασης, το WiDraw προσφέρει πλεονεκτήματα όπως προστασία ιδιωτικότητας, αφού δεν χρησιμοποιεί κάμερα, και χαμηλό κόστος, καθώς μπορεί να λειτουργήσει με συμβατικό Wi-Fi εξοπλισμό. Ωστόσο, παραμένει ευαίσθητο σε θόρυβο από πολλαπλές ανακλάσεις (multipath), γεγονός που περιορίζει την αποτελεσματικότητά του σε πολύπλοκα ή γεμάτα αντικείμενα περιβάλλοντα. Επίσης, απαιτεί συγχρονισμό μεταξύ των ληπτών, κάτι που αυξάνει τη δυσκολία πρακτικής υλοποίησης σε μεγάλης κλίμακας εγκαταστάσεις [28].

Συνολικά, το Wi Draw αποτελεί μια πρώιμη αλλά σημαντική προσέγγιση στον τομέα της Wi-Fi αναγνώρισης χειρονομιών, αποδεικνύοντας ότι η φασική πληροφορία των σημάτων μπορεί να αξιοποιηθεί για ακριβή, μη παρεμβατική καταγραφή ανθρώπινης κίνησης. Η μεθοδολογία που εισάγει τοποθετεί τα θεμέλια για πιο εξελιγμένες μορφές αλληλεπίδρασης ανθρώπου–συστήματος σε έξυπνα περιβάλλοντα [28].

5.4 Πειραματική Αξιολόγηση και Αποτελέσματα του Συστήματος WiDraw

Η πειραματική υλοποίηση του συστήματος WiDraw από τους Sun et al. [28] πραγματοποιήθηκε σε ελεγχόμενο περιβάλλον γραφείου με χρήση συμβατικού εξοπλισμού Wi-Fi, αποτελούμενου από έναν πομπό και δύο δέκτες, σχηματίζοντας ένα τριγωνικό δίκτυο (triangulation setup) για ακριβή εντοπισμό των χειρονομιών. Οι κεραίες λειτουργούσαν στη συχνότητα των 5,32 GHz, επιτυγχάνοντας υψηλή χωρική ανάλυση των μεταβολών φάσης [28].

Τα δεδομένα φάσης καταγράφηκαν από 30 υποφορείς (subcarriers) ανά σύνδεσμο, με ρυθμό δειγματοληψίας 1000 Hz, επιτρέποντας την ανίχνευση ακόμη και των πιο λεπτών κινήσεων του χεριού. Πριν την επεξεργασία, εφαρμόστηκε διόρθωση offset και φιλτράρισμα χαμηλής διέλευσης, ώστε να εξαλειφθεί ο θόρυβος που προέρχεται από μικροπαρεμβολές και ανακλάσεις [28].

Η επεξεργασία των σημάτων φάσης έγινε με γεωμετρική ανάλυση trilateration, όπου κάθε μεταβολή φάσης μεταξύ πομπού και δεκτών αντιστοιχούσε σε μετατόπιση του χεριού στον χώρο. Μέσω αυτής της διαδικασίας, το WiDraw μπορούσε να ανακατασκευάζει σε πραγματικό χρόνο (real time) την τροχιά της χειρονομίας σε δισδιάστατο επίπεδο [28].

Οι χειρονομίες που εξετάστηκαν περιελάμβαναν γραμμικές (π.χ. «πάνω-κάτω», «δεξιά-αριστερά»), κυκλικές, και καμπυλωτές κινήσεις. Για κάθε τύπο κίνησης, το WiDraw κατάφερε μέση ακρίβεια εντοπισμού 94% και μέσο σφάλμα θέσης κάτω από 2 cm, επιδόσεις που υπερβαίνουν κατά πολύ τις συμβατικές μεθόδους βασισμένες σε RSSI ή πλάτος CSI [28].

Επιπλέον, παρατηρήθηκε ότι το WiDraw παρουσιάζει υψηλή σταθερότητα ακόμη και σε συνθήκες πολλαπλών διαδρομών (multipath), κάτι που επιτυγχάνεται χάρη στη χρήση αναλογικών μεταβολών φάσης αντί για μέτρηση πλάτους. Η απόδοση του συστήματος δεν επηρεάστηκε ουσιαστικά από μικρές μετακινήσεις του χρήστη ή από αντικείμενα στο χώρο, γεγονός που αποδεικνύει την ανθεκτικότητα και αξιοπιστία της μεθόδου [28].

Τέλος, σε περιπτώσεις όπου το χέρι κινούνταν εκτός του πεδίου ορατότητας της κεραίας, η φάση παρουσίαζε γραμμική εξάρτηση με τη διανυόμενη απόσταση, επιτρέποντας συνεχή παρακολούθηση χωρίς απώλεια σήματος. Αυτή η ικανότητα καθιστά το WiDraw κατάλληλο για εφαρμογές διεπαφής ανθρώπου-μηχανής (HMI), όπου η οπτική επαφή δεν είναι εφικτή ή επιθυμητή [28].

5.5 Επεκτάσεις και Μελλοντικές Εφαρμογές του WiDraw

Η μελέτη υπογραμμίζει ότι το WiDraw αποτελεί μια από τις πρώτες προσεγγίσεις παθητικής αναγνώρισης χειρονομιών μέσω φάσης Wi-Fi, ανοίγοντας νέες προοπτικές στην ανθρώπινη αλληλεπίδραση χωρίς αισθητήρες. Στο μέλλον, αναμένεται το σύστημα να επεκταθεί τόσο σε τρισδιάστατη παρακολούθηση κινήσεων (3D tracking) όσο και σε ανίχνευση λεπτών χειρονομιών, όπως δακτυλικές κινήσεις ή μικρές στροφές καρπού [28].

Ένα σημαντικό ερευνητικό πεδίο είναι η ενσωμάτωση τεχνικών μηχανικής μάθησης, ώστε το WiDraw να προσαρμόζεται αυτόματα στα διαφορετικά προφίλ χρηστών και στις μεταβαλλόμενες συνθήκες περιβάλλοντος. Η χρήση νευρωνικών δικτύων (Neural Networks) για αναγνώριση προτύπων φάσης μπορεί να αυξήσει την ακρίβεια και να μειώσει την ανάγκη επαναβαθμονόμησης [28].

Επιπλέον, το WiDraw μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε συστήματα εικονικής και επαυξημένης πραγματικότητας (VR/AR), επιτρέποντας στους χρήστες να αλληλεπιδρούν φυσικά με το περιβάλλον χωρίς τη χρήση χειριστηρίων ή γαντιών. Παράλληλα, η δυνατότητα λειτουργίας του με συμβατικό

Wi-Fi εξοπλισμό το καθιστά ιδανικό για έξυπνα σπίτια, νοσοκομεία, βιομηχανικά συστήματα ελέγχου και ρομποτικές εφαρμογές [28].

Στον τομέα της ασφάλειας, η τεχνολογία WiDraw μπορεί να αποτελέσει μη επεμβατική λύση για ταυτοποίηση χρηστών βάσει του μοναδικού προτύπου κίνησης του χεριού, αξιοποιώντας βιομετρικά χαρακτηριστικά που προκύπτουν από τη δυναμική της χειρονομίας. Έτσι, μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως μέθοδος αναγνώρισης ταυτότητας χωρίς επαφή, παρέχοντας επιπλέον επίπεδα προστασίας σε συστήματα πρόσβασης [28].

Τέλος, η μελλοντική ενσωμάτωση του WiDraw σε Wi-Fi 6 και 7 δίκτυα, με περισσότερους υποφορείς και υψηλότερη ανάλυση φάσης, αναμένεται να βελτιώσει δραματικά την ευαισθησία και το ρυθμό δειγματοληψίας, επιτρέποντας λειτουργία σε πολυσύχναστα περιβάλλοντα με πολλαπλές κινήσεις ταυτόχρονα [28].

Συνολικά, η τεχνολογία WiDraw αποτελεί ένα πρωτοποριακό παράδειγμα παθητικής αναγνώρισης χειρονομιών, που συνδυάζει υψηλή ακρίβεια, χαμηλό κόστος και πλήρη διαφύλαξη ιδιωτικότητας, τοποθετώντας τα θεμέλια για την επόμενη γενιά Wi-Fi-based Human Interaction Systems [28].

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

6 Το σύστημα Src Sense

6.1 Περιγραφή του συστήματος Src Sense

Το Src Sense είναι ένα προηγμένο σύστημα αναγνώρισης κίνησης που βασίζεται σε σήματα Wi-Fi και στοχεύει όχι μόνο στην ανίχνευση της παρουσίας ή της δραστηριότητας, αλλά και στην ταυτοποίηση της πηγής κίνησης. Δηλαδή, το σύστημα μπορεί να διακρίνει εάν η κίνηση που καταγράφεται, προέρχεται από άνθρωπο, ζώο, ρομπότ, ή μηχανικό εξοπλισμό, με υψηλή ακρίβεια και χωρίς την ανάγκη επανεκπαίδευσης σε κάθε νέο περιβάλλον [2].

Σε αντίθεση με προηγούμενα Wi-Fi-based συστήματα που επικεντρώνονταν αποκλειστικά στην κατηγοριοποίηση απλών ανθρώπινων κινήσεων, το Src Sense επιχειρεί να επιλύσει το πιο σύνθετο πρόβλημα της ταυτοποίησης του είδους του κινούμενου φορέα, ακόμα και όταν αυτός δεν βρίσκεται σε άμεση γραμμή όρασης (NLOS). Το βασικό πλεονέκτημά του είναι ότι παραμένει ανθεκτικό (robust) σε μεταβολές του περιβάλλοντος, γεγονός που επιτρέπει τη χρήση του σε δυναμικούς ή απρόβλεπτους χώρους χωρίς σημαντική απώλεια απόδοσης [2].

Η αρχιτεκτονική του συστήματος βασίζεται σε μια υβριδική προσέγγιση επεξεργασίας σήματος και βαθιάς μάθησης που βασίζεται σε δείκτη A-ACF και χρήση Vision Transformer. Το Src Sense εισάγει έναν νέο στατιστικό δείκτη, τον Amplified Auto-Correlation Function (A-ACF), ο οποίος εξάγεται από τα δεδομένα Channel State Information (CSI). Ο δείκτης αυτός συλλαμβάνει τις χρονικές συσχετίσεις των διακυμάνσεων του σήματος, ενισχύοντας τα μοτίβα που σχετίζονται με τον τύπο της κίνησης. Αυτή η μορφή πληροφορίας είναι ιδιαίτερα κατάλληλη για μοντέλα βαθιάς μάθησης, τα οποία στη συνέχεια αναλαμβάνουν την τελική ταξινόμηση [2].

Η αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου περιλαμβάνει συνδυασμό Convolutional Neural Networks (CNNs) για την εξαγωγή τοπικών χαρακτηριστικών από το A-ACF, καθώς και Vision Transformer για την αποτύπωση μακροπρόθεσμων εξαρτήσεων και τη βελτιωμένη γενίκευση. Το μοντέλο έχει εκπαιδευτεί και δοκιμαστεί σε ποικιλία σεναρίων και περιβαλλόντων, όπως οικιακοί χώροι, γραφεία, αποθήκες και δημόσιες υποδομές, αποδεικνύοντας την αξιοπιστία και ευελιξία του [2].

Το Src Sense επιτυγχάνει ακρίβεια έως και 99,77% σε ταξινόμηση της πηγής κίνησης και παραμένει εξίσου αποτελεσματικό σε περιπτώσεις NLOS, γεγονός που το καθιστά κατάλληλο για εφαρμογές σε έξυπνα σπίτια, ρομποτική υποβοήθηση, και ασφάλεια εσωτερικών χώρων χωρίς παραβίαση της ιδιωτικότητας [2].

6.2 Ο δείκτης A-ACF – Θεωρητική ανάλυση

Ο δείκτης A-ACF (Amplified Auto-Correlation Function) αποτελεί το βασικό καινοτόμο στοιχείο του συστήματος Src Sense και σχεδιάστηκε με σκοπό να ενισχύσει τις χρονικές συσχετίσεις που εμπεριέχονται στα δεδομένα CSI, διευκολύνοντας την αναγνώριση της φύσης της κίνησης και της πηγής της. Σε αντίθεση με απλές στατιστικές μεθόδους εξαγωγής χαρακτηριστικών, ο A-ACF επιχειρεί να μεγεθύνει (amplify) τις περιοδικές και μη περιοδικές μεταβολές που σχετίζονται με την ανθρώπινη ή μηχανική δραστηριότητα στον χώρο [2].

Η βασική ιδέα του A-ACF βασίζεται στην αυτοσυσχέτιση (auto-correlation) ενός χρονικού σήματος – δηλαδή στη μέτρηση της ομοιότητας του σήματος με μετατοπισμένα αντίγραφα του εαυτού του σε διαφορετικά χρονικά διαστήματα. Αυτή η προσέγγιση είναι ιδανική για την ανάλυση περιοδικών κινήσεων, όπως το περπάτημα ή η κυκλική κίνηση ρομποτικών αρθρώσεων, όπου τα μοτίβα επαναλαμβάνονται με χαρακτηριστικό ρυθμό. Ο A-ACF ενισχύει τα στοιχεία αυτά εφαρμόζοντας κατάλληλο φιλτράρισμα και κανονικοποίηση, ώστε να υποβαθμίσει τις τυχαίες διακυμάνσεις του περιβάλλοντος και να ενισχύσει τα λειτουργικά μοτίβα [2].

Ο τύπος του A-ACF ορίζεται ως:

$$A - ACF(t) = \frac{1}{N-t}\sum_{i=1}^{N-t}(\Delta CSI(i) * \Delta CSI(i+t))$$

όπου $\Delta CSI(i)$είναι η διαφορά της στιγμιαίας τιμής του CSI από τη μέση τιμή σε χρονική στιγμή i, και t είναι το χρονικό βήμα καθυστέρησης (lag). Η χρήση των διαφορών (και όχι των απόλυτων τιμών) έχει ως στόχο να απομακρύνει τη στατική συνιστώσα του σήματος, εστιάζοντας μόνο στις χρονικές μεταβολές [2].

Στην πράξη, ο A-ACF εφαρμόζεται είτε σε έναν συγκεκριμένο υποδίαυλο (subcarrier) είτε σε συνδυασμό πολλών, παράγοντας μια δισδιάστατη αναπαράσταση (heat map) που αποτυπώνει την «υπογραφή» κάθε τύπου κίνησης. Η αναπαράσταση αυτή αποτελεί την είσοδο για το CNN + Vision Transformer μοντέλο του Src Sense. Λόγω της ενίσχυσης των χρονικών συσχετίσεων και της απομόνωσης των χαρακτηριστικών μοτίβων, ο A-ACF προσφέρει ανθεκτικότητα σε περιβαλλοντικό θόρυβο και εξαιρετική διακριτική ικανότητα μεταξύ διαφορετικών πηγών κίνησης (π.χ. άνθρωπος έναντι κατοικίδιου ή μηχανής, [2].

Η χρήση του A-ACF δεν απαιτεί εκτεταμένη προεπεξεργασία ούτε ακριβή γνώση της διάταξης του χώρου. Αντιθέτως, επιτρέπει στο σύστημα να γενικεύει σε διαφορετικά περιβάλλοντα χωρίς αναγκαστική επανεκπαίδευση, γεγονός που καθιστά τον δείκτη ιδιαίτερα κατάλληλο για εφαρμογές σε δυναμικά περιβάλλοντα, όπως σπίτια, νοσοκομεία ή βιομηχανικοί χώροι [2].

Η συμβολή του A-ACF στο σύστημα SrcSense υπογραμμίζει τη σημασία του συνδυασμού κλασικών εργαλείων επεξεργασίας σήματος με σύγχρονες προσεγγίσεις βαθιάς μάθησης, προσφέροντας μια ολοκληρωμένη και ευέλικτη λύση στο πρόβλημα της αναγνώρισης πηγών κίνησης μέσω Wi-Fi [2].

6.3 Αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου στο SrcSense

Η αρχιτεκτονική του συστήματος Src Sense συνδυάζει διαφορετικές τεχνολογίες βαθιάς μάθησης με σκοπό τη βελτιστοποιημένη ανάλυση των χαρακτηριστικών που εξάγονται από τα Wi-Fi σήματα, και συγκεκριμένα από τον δείκτη A-ACF. Το νευρωνικό δίκτυο που χρησιμοποιείται είναι υβριδικό, συνδυάζοντας Convolutional Neural Networks (CNNs) με Vision Transformer (ViT), επιτυγχάνοντας έτσι τόσο την εντοπισμό τοπικών μοτίβων όσο και την κατανόηση της παγκόσμιας (μακροχρόνιας) συσχέτισης εντός των δεδομένων [2].

Το πρώτο στάδιο της αρχιτεκτονικής, αποτελείται από συνελικτικά επίπεδα (convolution allayers), τα οποία εφαρμόζονται απευθείας στα 2D heat maps του A-ACF. Αυτά τα επίπεδα αναλαμβάνουν την ανίχνευση χαμηλού επιπέδου χαρακτηριστικών, όπως τοπικές μεταβολές, περιοδικές εντάσεις ή έντονες μετατοπίσεις, που σχετίζονται με τις φυσικές ιδιότητες της κίνησης. Κάθε συνελικτικό επίπεδο ακολουθείται από ενεργοποίηση Re LU και στρώση κανονικοποίησης (Batch Norm), για τη σταθεροποίηση της εκπαίδευσης [2].

Στη συνέχεια, τα δεδομένα περνούν σε έναν Vision Transformer, που έχει σχεδιαστεί να επεξεργάζεται εικόνες χωρισμένες σε μικρά επιμέρους «μπλοκ» (patches), διατηρώντας την χωρική δομή τους. Ο ViT εφαρμόζει μηχανισμούς προσοχής (self-attention) για να εντοπίσει τις εσωτερικές συσχετίσεις μεταξύ των διαφορετικών περιοχών του A-ACF heat map, δίνοντας έμφαση σε εκείνες που φέρουν τη σημαντικότερη πληροφορία για την ταξινόμηση της πηγής της κίνησης [2].

Το τελικό στάδιο της αρχιτεκτονικής είναι ένας fully connected classifier, ο οποίος μεταφράζει το ενσωματωμένο χωροχρονικό αποτύπωμα σε μια πιθανότητα για κάθε κατηγορία (άνθρωπος, κατοικίδιο, ρομπότ, μηχανή). Χρησιμοποιείται συνάρτηση απώλειας cross-entropy και τεχνικές κανονικοποίησης (dropout) για αποφυγή υπερεκπαίδευσης. Η εκπαίδευση του δικτύου πραγματοποιείται με χρήση του αλγορίθμου βελτιστοποίησης Adamoptimizer και της δυναμικής τεχνικής μάθησης learning rate scheduling, ενώ ο χρόνος σύγκλισης είναι σχετικά μικρός [2].

Η επιλογή αυτής της αρχιτεκτονικής προκύπτει από την ανάγκη για ταυτόχρονη κατανόηση μικρο-μοτίβων και μακροχρόνιων εξαρτήσεων, κάτι που λίγες αρχιτεκτονικές μπορούν να προσφέρουν ταυτόχρονα. Η χρήση του Vision Transformer, σε συνδυασμό με το CNN front-end, αποδείχθηκε ιδιαίτερα αποδοτική σε σενάρια με σύνθετη κινητικότητα ή παρουσία πολλαπλών

τύπων πηγών. Σύμφωνα με τους Zhu et al. (2025), το σύστημα παρουσίασε ακρίβεια 99,77%, χωρίς σημαντική πτώση απόδοσης σε NLOS περιβάλλοντα [2].

Η αρχιτεκτονική του Src Sense αποτελεί αντιπροσωπευτικό παράδειγμα της σύγχρονης τάσης στην αναγνώριση κίνησης μέσω Wi-Fi: έναν συνδυασμό παραδοσιακής επεξεργασίας σήματος και εξελιγμένων δικτύων βαθιάς μάθησης, σε μια ολοκληρωμένη και πρακτικά εφαρμόσιμη λύση [2].

6.4 Αποτελέσματα και αξιολόγηση

Η αξιολόγηση του συστήματος Src Sense πραγματοποιήθηκε με βάση πειράματα που καλύπτουν πέντε διαφορετικά περιβάλλοντα – από απλούς οικιακούς χώρους μέχρι σύνθετα εργασιακά περιβάλλοντα με πολλαπλές παρεμβολές και εμπόδια. Στόχος των πειραμάτων ήταν να αποδειχθεί τόσο η ακρίβεια ταξινόμησης της πηγής κίνησης (άνθρωπος, ζώο, ρομπότ, μηχανή), όσο και η ανθεκτικότητα (robustness) του συστήματος σε συνθήκες χωρίς γραμμή όρασης (NLOS), με διαφορετική τοποθέτηση πομπού και δέκτη, και παρουσία θορύβου [2].

Το Src Sense πέτυχε συνολική ακρίβεια 99,77%, ξεπερνώντας αισθητά άλλες μεθόδους σύγχρονης τεχνολογίας, όπως CNN-only ή LSTM μοντέλα. Η αξιολόγηση βασίστηκε σε κλασικούς δείκτες ταξινόμησης: ακρίβεια (accuracy), ευαισθησία (recall), ειδικότητα (specificity) και F1-score, οι οποίοι αποτύπωσαν την απόδοση σε κάθε κατηγορία κίνησης. Αξιοσημείωτο είναι ότι η επίδοση παρέμεινε άνω του 97% ακόμα και σε NLOS σενάρια, επιβεβαιώνοντας την ικανότητα γενίκευσης του συστήματος [2].

Σε σύγκριση με άλλα μοντέλα, όπως το CSI-Net και το Deep Sense, το Src Sense παρουσίασε σημαντικά υψηλότερη ανθεκτικότητα σε μεταβολές περιβάλλοντος. Τα αποτελέσματα έδειξαν πως το σύστημα χρειάστηκε μηδενική επανεκπαίδευση για να διατηρήσει τις επιδόσεις του σε νέο χώρο, στοιχείο που αποδίδεται κυρίως στην ισχύ του δείκτη A-ACF και την αρχιτεκτονική Vision Transformer, η οποία ενσωματώνει πληροφορία ανεξάρτητη από τη γεωμετρία του χώρου [2].

Η κατανάλωση υπολογιστικών πόρων του συστήματος ήταν επίσης εντός ικανοποιητικών ορίων. Η προεπεξεργασία και η ταξινόμηση πραγματοποιούνταν σε πραγματικό χρόνο (real-time), καθιστώντας το σύστημα κατάλληλο και για εφαρμογές edge computing. Ο μέσος χρόνος ταξινόμησης ανά frame ήταν μικρότερος των 50 ms σε σύγχρονο laptop, γεγονός που επιτρέπει υλοποιήσεις χωρίς καθυστέρηση [2].

Συνολικά, τα αποτελέσματα επιβεβαιώνουν την τεχνική υπεροχή του Src Sense τόσο σε όρους ακρίβειας όσο και σε όρους πρακτικής χρησιμότητας. Το σύστημα συνδυάζει υψηλή απόδοση με ευελιξία εφαρμογής και χαμηλό υπολογιστικό κόστος, καθιστώντας το κατάλληλο για χρήση σε πραγματικά περιβάλλοντα, χωρίς την ανάγκη συνεχούς ρύθμισης ή αναπροσαρμογής [2].

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7

7 Το Πρότυπο IEEE 802.11bf

Η εξέλιξη του Wi-Fi Sensing αντικατοπτρίζει μια μετάβαση του Wi-Fi από απλή τεχνολογία επικοινωνίας σε πολυδιάστατο εργαλείο ανίχνευσης. Η ανάπτυξη προτύπων όπως το IEEE 802.11bf έρχεται να τυποποιήσει αυτή τη νέα χρήση, επιτρέποντας την ευρεία και συστηματική αξιοποίηση της τεχνολογίας σε πεδία όπως η υγεία, η ασφάλεια και τα έξυπνα κτήρια [11].

7.1 Διαδικασία και πλαίσιο μέτρησης στο WLAN Sensing

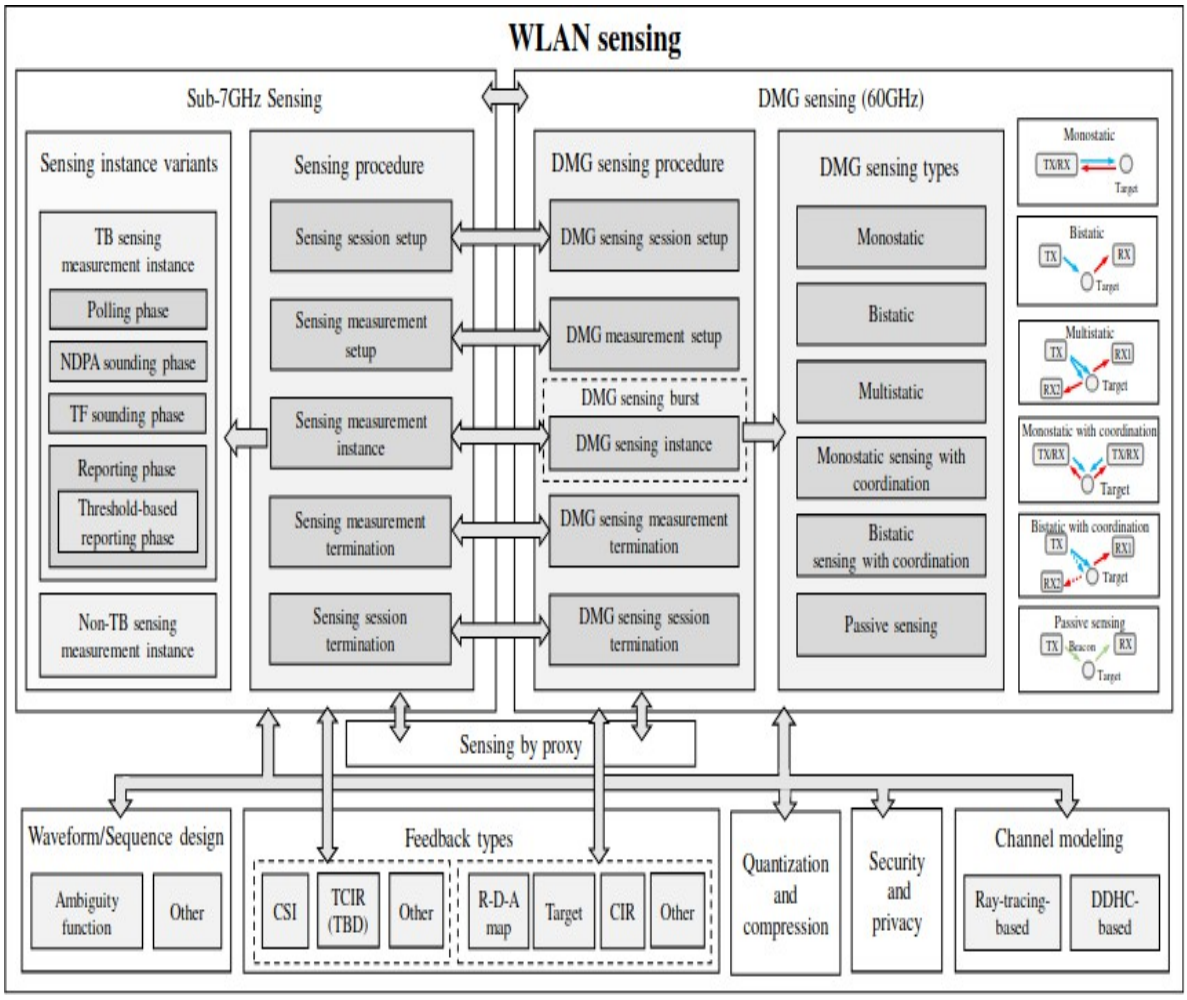
Η διαδικασία του WLAN Sensing βασίζεται στην αξιοποίηση των φυσικών χαρακτηριστικών των ασύρματων σημάτων, τα οποία υφίστανται αλλοιώσεις κατά τη διάδοσή τους μέσα σε ένα περιβάλλον. Αυτές οι αλλοιώσεις μεταφράζονται σε μετρήσιμες παραμέτρους, που αν αναλυθούν σωστά, επιτρέπουν την εξαγωγή πληροφορίας σχετικά με την παρουσία, την κίνηση ή ακόμη και τις ζωτικές ενδείξεις ανθρώπων. Το πλαίσιο μέτρησης στο WLAN Sensing έχει τυποποιηθεί ώστε να περιλαμβάνει συγκεκριμένα βήματα συλλογής και επεξεργασίας δεδομένων, διασφαλίζοντας έτσι την αξιοπιστία και τη συγκρισιμότητα των αποτελεσμάτων [11].

Το Σχήμα 8 παρουσιάζει τη συνολική διαδικασία και τις παραλλαγές του WLAN sensing με βάση το πρότυπο IEEE 802.11bf. Διακρίνεται σε δύο κύριες κατηγορίες ανάλογα με τη συχνότητα λειτουργίας [11]:

- Sub-7GHz Sensing, που αφορά τα συμβατικά Wi-Fi σήματα.
- DMG (Directional Multi-Gigabit) Sensing στα 60GHz, που προσφέρει μεγαλύτερη ανάλυση αλλά και περισσότερη πολυπλοκότητα.

Στο sub-7 GHz Wi-Fi sensing, κάθε μεμονωμένη μέτρηση (measurement instance) μπορεί να γίνει με δύο τρόπους: με σκανδάλισμό (Trigger-Based – TB) ή χωρίς trigger (Non-TB). Στην πρώτη περίπτωση, υπάρχει ένας «initiator» κόμβος που ξεκινά τη διαδικασία, ακολουθώντας συγκεκριμένα βήματα. Αρχικά γίνεται το polling phase, όπου ο initiator ρωτά ποιες συσκευές είναι διαθέσιμες και καθορίζει ποιος θα παίξει ποιο ρόλο. Στη συνέχεια ακολουθεί το NDPA sounding phase, δηλαδή η αποστολή ενός ειδικού πακέτου (NDP) χωρίς δεδομένα, ώστε να μετρηθεί καθαρά το κανάλι. Έπειτα, στο TF sounding phase, ο initiator στέλνει ένα trigger για να καλέσει τους υπόλοιπους σταθμούς να απαντήσουν ταυτόχρονα με uplink NDPs, κάτι που είναι πολύ χρήσιμο σε περιβάλλοντα πολλών χρηστών. Τέλος, στο reporting phase, οι συσκευές επιστρέφουν τα αποτελέσματα των μετρήσεων (CSI ή CIR). Αν χρησιμοποιείται «threshold-based reporting», τότε η

αναφορά γίνεται μόνο όταν οι μετρήσεις ξεπερνούν κάποιο κατώφλι, ώστε να μειώνεται το περιττό φορτίο στο δίκτυο [11].



Σχήμα 8: Επισκόπηση του συστήματος WLAN sensing στο πλαίσιο IEEE802.11bf [11]

Αντίθετα, στο Non-TB measurement instance, η μέτρηση γίνεται πιο «ευκαιριακά», χωρίς να χρειάζεται trigger από τον initiator. Σε αυτήν την περίπτωση αξιοποιούνται τα κανονικά πακέτα που κυκλοφορούν ήδη στο δίκτυο, ώστε να εξαχθεί πληροφορία για το κανάλι χωρίς να στέλνονται επιπλέον πακέτα sounding. Αυτό είναι χρήσιμο όταν θέλουμε να περιορίσουμε την επιβάρυνση του δικτύου, θυσιάζοντας όμως εν μέρει την ακρίβεια και τον έλεγχο της μέτρησης [11].

Το Sensing procedure περιγράφει τα βασικά στάδια μιας συνεδρίας Wi-Fi sensing, δηλαδή πώς ξεκινά, πώς γίνονται οι μετρήσεις και πώς ολοκληρώνεται η διαδικασία. Η λογική είναι παρόμοια με μια «συνομιλία» ανάμεσα στις συσκευές: πρώτα συμφωνούν στους κανόνες, έπειτα ανταλλάσσουν σήματα για να μετρήσουν το κανάλι και στο τέλος καταγράφουν τα αποτελέσματα. Η διαδικασία αυτή μπορεί να επαναλαμβάνεται σε σύντομα διαστήματα (bursts), ώστε να εξασφαλίζεται συνεχής παρακολούθηση του χώρου ή της κίνησης [11].

Αρχικά, στο στάδιο του session setup, οι συσκευές διαπραγματεύονται τους ρόλους τους (ποια θα είναι ο πομπός, ποια ο δέκτης ή αν υπάρχει ενδιάμεσος κόμβος), το εύρος συχνοτήτων

που θα χρησιμοποιηθεί, τον ρυθμό με τον οποίο θα γίνονται οι μετρήσεις και τον τύπο ανατροφοδότησης (π.χ. CSI ή CIR). Σε αυτό το σημείο ορίζονται επίσης οι ρυθμίσεις ασφαλείας και οι παράμετροι που σχετίζονται με την ιδιωτικότητα. Στη συνέχεια, στο στάδιο του measurement setup, καθορίζονται πιο πρακτικές λεπτομέρειες, όπως πόσα πακέτα θα σταλούν, ποιο μοτίβο κυματομορφής θα χρησιμοποιηθεί και πώς θα συγχρονιστούν οι συμμετέχουσες συσκευές [11].

Το κυρίως στάδιο είναι το measurement instance, όπου εκτελείται η αποστολή ειδικών πακέτων (sounding packets), καταγράφεται η απόκριση του καναλιού και εξάγονται κρίσιμα δεδομένα όπως το Channel State Information (CSI) ή το Channel Impulse Response (CIR). Από αυτά μπορούν να υπολογιστούν παράγωγες πληροφορίες, για παράδειγμα η απόσταση ενός αντικειμένου (range) ή η ταχύτητα κίνησης (Doppler). Ακολουθεί το στάδιο του measurement termination, όπου οι μετρήσεις συγκεντρώνονται, γίνεται ένας αρχικός έλεγχος ποιότητας και προετοιμάζονται για ανάλυση. Τέλος, στο session termination γίνεται το κλείσιμο της συνεδρίας: οι πόροι που χρησιμοποιήθηκαν απελευθερώνονται, τα δεδομένα καταγράφονται και τα αποτελέσματα διατίθενται στην εφαρμογή που «τρέχει» το sensing [11].

Το DMG sensing στα 60 GHz ακολουθεί παρόμοια λογική με το Wi-Fi κάτω από τα 7 GHz, αλλά προσθέτει κάποια κρίσιμα βήματα λόγω των ιδιαίτερων χαρακτηριστικών αυτής της συχνότητας. Επειδή τα σήματα στα 60 GHz έχουν πολύ μεγάλο εύρος ζώνης, μπορούν να προσφέρουν πολύ μεγαλύτερη ανάλυση στις μετρήσεις, αλλά είναι και πιο «ευαίσθητα» σε εμπόδια και χρειάζονται ακριβή κατεύθυνση. Για τον λόγο αυτό, πριν ξεκινήσει μια συνεδρία sensing, γίνεται μια διαδικασία εκπαίδευσης δεσμών (beam training), ώστε οι συσκευές να βρουν σε ποιες κατευθύνσεις θα εκπέμπουν και θα λαμβάνουν με τον πιο αποδοτικό τρόπο. Αυτό είναι θεμελιώδες στα 60 GHz, καθώς η επικοινωνία βασίζεται σε κατευθυντικές δέσμες, κάτι που δεν συμβαίνει στον ίδιο βαθμό στις χαμηλότερες συχνότητες [11].

Κατά τη διάρκεια μιας συνεδρίας, οι μετρήσεις οργανώνονται σε bursts, δηλαδή σε μικρές δέσμες σημάτων που έχουν ειδικά σχεδιαστεί για να διευκολύνουν την εκτίμηση του χρόνου άφιξης (Time of Flight – ToF) και της γωνίας άφιξης (Angle of Arrival – AoA). Αυτό επιτρέπει στο σύστημα να υπολογίζει με πολύ μεγάλη ακρίβεια την απόσταση, την ταχύτητα και τη θέση ενός αντικειμένου ή ενός ανθρώπου στον χώρο. Υπάρχουν διάφοροι τρόποι λειτουργίας: monostatic, όταν η ίδια συσκευή στέλνει και λαμβάνει το σήμα·bistatic, όταν διαφορετικές συσκευές εκπέμπουν και δέχονται,·και multistatic, όταν συμμετέχουν πολλοί πομποί και δέκτες ταυτόχρονα, δημιουργώντας μια πιο πλούσια και λεπτομερής απεικόνιση του περιβάλλοντος. Επιπλέον, μπορεί να υπάρξει συντονισμένος τρόπος λειτουργίας, όπου οι συσκευές εκπέμπουν συγχρονισμένα για καλύτερη αποφυγή παρεμβολών, καθώς και παθητικό sensing, στο οποίο μια συσκευή απλά «ακούει» τα σήματα άλλων χωρίς να συμμετέχει ενεργά στην εκπομπή [11].

Το μεγάλο πλεονέκτημα του DMG sensing είναι η εξαιρετικά λεπτομερής απεικόνιση που μπορεί να προσφέρει χάρη στο εύρος ζώνης των 60 GHz. Μπορεί να αποτυπώσει μικρές κινήσεις και να δώσει αποτελέσματα με χρονική και χωρική ανάλυση πολύ καλύτερη από το κλασικό Wi-Fi. Από την άλλη πλευρά, το μειονέκτημά του είναι ότι τα σήματα αυτά δεν διαπερνούν εύκολα τα εμπόδια (π.χ. τοίχους) και απαιτούν σωστή κατεύθυνση των δεσμών για να λειτουργήσουν αποτελεσματικά [11].

Το Sensing by proxy δείχνει ότι η ανίχνευση δεν χρειάζεται πάντα να γίνεται άμεσα από τον ίδιο τον πομπό και τον δέκτη. Μπορεί να υπάρχει ένας ενδιάμεσος κόμβος (proxy), ο οποίος συγκεντρώνει τις μετρήσεις από άλλες συσκευές και στη συνέχεια μεταφέρει τα αποτελέσματα σε έναν κεντρικό ελεγκτή ή σε μια εφαρμογή. Με αυτόν τον τρόπο, το Wi-Fi sensing γίνεται πιο ευέλικτο, αφού δεν είναι απαραίτητο όλες οι συσκευές να επεξεργάζονται οι ίδιες τα ακατέργαστα δεδομένα [11].

Αυτό συνδέεται άμεσα με το είδος του feedback που επιστρέφεται. Σε χαμηλό επίπεδο, οι συσκευές μπορούν να δώσουν CSI (Channel State Information), δηλαδή πολύ λεπτομερή αλλά ογκώδη δεδομένα για την κατάσταση του καναλιού. Σε πιο συμπυκνωμένη μορφή, μπορούν να στείλουν CIR (Channel Impulse Response) ή την κομμένη εκδοχή του (TCIR), που κρατά μόνο τις πιο ισχυρές διαδρομές του σήματος. Ανεβαίνοντας επίπεδο, το feedback μπορεί να είναι ένας χάρτης απόστασης–Doppler–γωνίας (RDA map), που περιγράφει κατευθείαν πού βρίσκεται και πώς κινείται ένας στόχος. Τέλος, στο υψηλότερο επίπεδο, μπορεί να επιστραφεί μόνο το τελικό «νόημα» των δεδομένων, όπως για παράδειγμα η παρουσία ενός ατόμου, η ταχύτητά του ή η θέση του [11].

Όσο πιο «ψηλά» βρίσκεται το επίπεδο του feedback, τόσο πιο μικρός είναι ο όγκος των δεδομένων που χρειάζεται να μεταφερθεί και τόσο πιο εύκολη γίνεται η χρήση τους από μια εφαρμογή. Από την άλλη πλευρά, όσο λιγότερο ακατέργαστα είναι τα δεδομένα, τόσο μειώνονται οι δυνατότητες για περαιτέρω ανάλυση από τρίτους. Έτσι, κάθε εφαρμογή επιλέγει το κατάλληλο επίπεδο ανατροφοδότησης ανάλογα με τις ανάγκες της – για παράδειγμα, ένα ερευνητικό σύστημα μπορεί να χρειάζεται πλήρες CSI, ενώ μια εφαρμογή «έξυπνου σπιτιού» μπορεί να αρκείται σε πληροφορία παρουσίας ή κίνησης [11].

Ένα σημαντικό στοιχείο του WLAN sensing είναι η σχεδίαση των κυματομορφών και των ακολουθιών που χρησιμοποιούνται στις μετρήσεις. Ο τρόπος με τον οποίο δημιουργείται το σήμα επηρεάζει άμεσα την ανάλυση που μπορεί να πετύχει το σύστημα, δηλαδή πόσο καθαρά μπορεί να ξεχωρίσει μικρές χρονικές, συχνοτικές ή γωνιακές διαφορές. Για παράδειγμα, μια στενή κυματομορφή μπορεί να δώσει καλύτερη χρονική ακρίβεια, αλλά να περιορίσει την ικανότητα διάκρισης ταχύτητας. Η σωστή επιλογή κυματομορφής είναι επομένως κρίσιμη για να επιτευχθεί η ισορροπία ανάμεσα στην ακρίβεια και την πρακτικότητα [11].

Ένα άλλο ζήτημα είναι ο τεράστιος όγκος δεδομένων που παράγεται, ιδιαίτερα όταν συλλέγεται CSI. Για να μην υπερφορτωθεί το δίκτυο, χρησιμοποιούνται τεχνικές κβαντοποίησης (δηλαδή μείωσης των bits που αναπαριστούν κάθε μέτρηση) και συμπίεσης (κρατώντας μόνο τις πιο σημαντικές πληροφορίες, όπως τις ισχυρότερες διαδρομές στο κανάλι). Με αυτόν τον τρόπο, το σύστημα μεταδίδει τα απαραίτητα δεδομένα χωρίς να επιβαρύνει την κανονική λειτουργία του Wi-Fi [11].

Εξίσου κρίσιμο είναι το ζήτημα της ασφάλειας και της ιδιωτικότητας. Επειδή το Wi-Fi sensing μπορεί να αποκαλύψει παρουσία, κίνηση ή ακόμα και λεπτομέρειες δραστηριότητας, είναι απαραίτητο να υπάρχουν σαφείς μηχανισμοί ελέγχου: οι χρήστες να δίνουν συγκατάθεση για την ενεργοποίηση της λειτουργίας, τα δεδομένα να προστατεύονται με κρυπτογράφηση και να εφαρμόζεται η αρχή της ελαχιστοποίησης (να μεταδίδονται μόνο όσα χρειάζονται, π.χ. CIR αντί για πλήρες CSI). Επιπλέον, απαιτείται καταγραφή και έλεγχος (auditing), ώστε να είναι σαφές ποιος πραγματοποίησε sensing, πότε και με ποια δεδομένα [11].

Τέλος, η μοντελοποίηση του καναλιού βοηθά στη βελτίωση της ακρίβειας και στη γενίκευση των αποτελεσμάτων. Υπάρχουν δύο κύριες προσεγγίσεις: η προσομοίωση με ray-tracing, που βασίζεται στη φυσική και περιγράφει πώς αλληλεπιδρά το σήμα με το περιβάλλον (τοίχους, υλικά, γωνίες), και τα υβριδικά μοντέλα με machine learning (DDHC), που συνδυάζουν θεωρητικές προβλέψεις με πραγματικά δεδομένα, ώστε να προσαρμόζονται καλύτερα σε πραγματικές συνθήκες [11].

7.2 Τεχνικά χαρακτηριστικά του IEEE 802.11bf

Στην πράξη, σε κάθε συνεδρία Wi-Fi sensing συμμετέχουν δύο βασικοί ρόλοι: ο sensing initiator, δηλαδή η συσκευή που ξεκινά τη διαδικασία, και ο sensing responder, δηλαδή η συσκευή που ανταποκρίνεται και παρέχει τις μετρήσεις. Ανάλογα με το πώς μοιράζονται οι αρμοδιότητες ανάμεσα στις δύο συσκευές, προκύπτουν διαφορετικές διαμορφώσεις, όπως φαίνεται στο Σχήμα 9 [11].

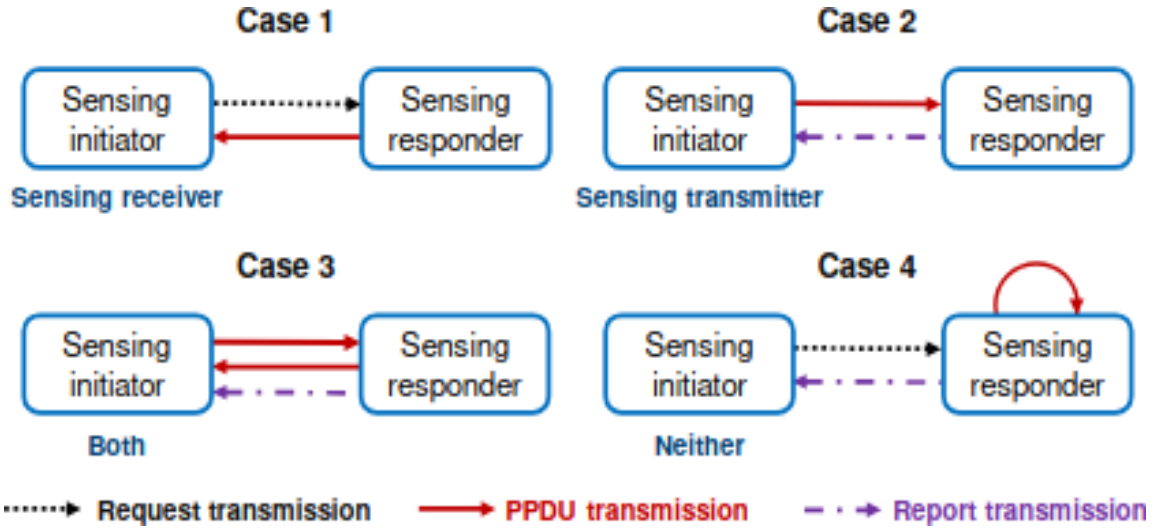
Στην πρώτη περίπτωση, που ονομάζεται sensing receiver, ο initiator στέλνει το αίτημα και ο responder απαντά με το sensing report. Εδώ ο responder λειτουργεί κυρίως ως «δέκτης» των μετρήσεων και είναι υπεύθυνος να στείλει τα αποτελέσματα στον initiator. Στη δεύτερη περίπτωση, που ονομάζεται sensing transmitter, ο initiator ζητά από τον responder να λειτουργήσει ως πομπός. Ο responder εκπέμπει τα απαραίτητα πακέτα PPDU και ο initiator είναι αυτός που συλλέγει και επεξεργάζεται τα δεδομένα, βγάζοντας τα τελικά συμπεράσματα [11].

Η τρίτη περίπτωση είναι η πιο συνεργατική, καθώς εδώ τόσο ο initiator όσο και ο responder συμμετέχουν ενεργά στη διαδικασία. Και οι δύο ανταλλάσσουν πακέτα και αναφορές,

δημιουργώντας ένα πιο πλούσιο σύνολο δεδομένων. Αυτό επιτρέπει μεγαλύτερη ακρίβεια, αφού οι μετρήσεις προέρχονται και από τις δύο κατευθύνσεις. Τέλος, υπάρχει και η τέταρτη περίπτωση, που ονομάζεται neither. Σε αυτή τη διαμόρφωση, ο initiator ξεκινά τη διαδικασία, αλλά ο responder κάνει ο ίδιος την ανάλυση sensing και κρατά τα αποτελέσματα τοπικά, χωρίς να στείλει αναφορά πίσω. Έτσι ο initiator δεν λαμβάνει feedback, γεγονός που μπορεί να είναι χρήσιμο σε σενάρια όπου απαιτείται μεγαλύτερος έλεγχος στην ιδιωτικότητα ή λιγότερη επιβάρυνση του δικτύου [11].

Συνολικά, το Σχήμα 9 αναδεικνύει την ευελιξία του Wi-Fi sensing στο πλαίσιο του προτύπου IEEE 802.11bf. Οι διάφορες διαμορφώσεις δίνουν τη δυνατότητα να προσαρμόζεται το σύστημα στις ανάγκες κάθε εφαρμογής: σε ορισμένες περιπτώσεις προέχει η μείωση του φορτίου στο δίκτυο, σε άλλες η μέγιστη ακρίβεια, ενώ σε κάποιες εφαρμογές η προστασία της ιδιωτικότητας. Αυτή η προσαρμοστικότητα είναι βασικό πλεονέκτημα του Wi-Fi sensing και καθιστά δυνατή την αξιοποίησή του σε πολλά και διαφορετικά σενάρια [11].

Στο Σχήμα 9 παρουσιάζονται τέσσερις διαφορετικοί τρόποι αλληλεπίδρασης μεταξύ initiator και responder: (α) ο responder λειτουργεί ως δέκτης και επιστρέφει το sensing report, (β) ο responder λειτουργεί ως πομπός και τα δεδομένα επεξεργάζονται από τον initiator, (γ) και οι δύο συσκευές συμμετέχουν ενεργά ανταλλάσσοντας μετρήσεις, και (δ) ο responder κρατά το αποτέλεσμα τοπικά χωρίς αναφορά πίσω στον initiator [11].



Σχήμα 9: Διαμορφώσεις sensing σύμφωνα με το πρότυπο IEEE802.11bf [11]

7.3 Συγκρίσεις με άλλες τεχνολογίες αισθητήρων

Το Wi-Fi Sensing αποτελεί μια καινοτόμα τεχνολογία ασύρματης ανίχνευσης, που ξεχωρίζει επειδή αξιοποιεί υπάρχουσες υποδομές χωρίς να απαιτεί ακριβό εξοπλισμό. Σε αντίθεση με το LiDAR, που προσφέρει τρισδιάστατη ακρίβεια αλλά περιορίζεται σε οπτική επαφή και υψηλό κόστος, το Wi-Fi λειτουργεί ανεξάρτητα από φωτισμό και μπορεί να διαπερνά εμπόδια [11].

Αντίστοιχα, τα συστήματα ραντάρ προσφέρουν υψηλή ακρίβεια σε μετρήσεις κίνησης και ταχύτητας, αλλά είναι ενεργοβόρα και ακατάλληλα για καθημερινές εφαρμογές. Το Bluetooth, παρότι φθηνό και χαμηλής κατανάλωσης, δεν επιτυγχάνει την ανάλυση και την ακρίβεια του Wi-Fi Sensing, ενώ το RFID είναι ιδανικό για ταυτοποίηση και logistics αλλά όχι για παθητική παρακολούθηση ανθρώπινης παρουσίας [11].

Συνοψίζοντας, κάθε τεχνολογία έχει τα πλεονεκτήματά της σε συγκεκριμένα πεδία, όμως το Wi-Fi Sensing υπερέχει σε πρακτικότητα και βιωσιμότητα. Η δυνατότητά του να παρέχει αξιόπιστη πληροφορία με χαμηλό κόστος το καθιστά ιδανικό για εφαρμογές που σχετίζονται με την υγεία, την ασφάλεια και την καθημερινή ζωή [11].

7.4 Προοπτικές εφαρμογών και μελλοντική ανάπτυξη

Η ανάπτυξη του IEEE 802.11bf μετατρέπει το Wi-Fi από απλό μέσο επικοινωνίας σε εργαλείο αισθητήρων, ανοίγοντας τον δρόμο για καινοτόμες εφαρμογές σε υγεία, ασφάλεια, έξυπνα κτήρια και βιομηχανία. Η δυνατότητα των δικτύων να ανιχνεύουν κίνηση και παρουσία, πέρα από τη μετάδοση δεδομένων, ενισχύει την αξία τους σε καθημερινά και επαγγελματικά περιβάλλοντα [11].

Στον χώρο της υγειονομικής φροντίδας, το Wi-Fi Sensing μπορεί να παρακολουθεί ζωτικές λειτουργίες όπως η αναπνοή και οι καρδιακοί παλμοί χωρίς επαφή ή φορετές συσκευές. Η εφαρμογή του σε νοσοκομεία, ΜΕΘ και κατ' οίκον φροντίδα ηλικιωμένων αυξάνει την ασφάλεια και επιτρέπει συνεχή, διακριτική παρακολούθηση. Παράλληλα, στον τομέα της ασφάλειας, η τεχνολογία αξιοποιείται για ανίχνευση εισβολέων, ύποπτων κινήσεων ή συνωστισμού, χωρίς χρήση καμερών και με σεβασμό στην ιδιωτικότητα [11].

Στα έξυπνα κτήρια, το Wi-Fi Sensing ενσωματώνεται σε συστήματα αυτοματισμού για ανίχνευση παρουσίας και δραστηριότητας. Έτσι μπορεί να συνδεθεί με τον έλεγχο φωτισμού, θέρμανσης και ενεργειακής κατανάλωσης, βελτιώνοντας την άνεση και μειώνοντας το κόστος. Στη βιομηχανία, προσφέρει δυνατότητες παρακολούθησης εργαζομένων και εξοπλισμού, συμβάλλοντας στην ασφάλεια, την αποδοτικότητα και την υποστήριξη συνεργατικής ρομποτικής [11].

Στο μέλλον, η εξέλιξη της τεχνολογίας θα συνδεθεί με το IoT, την τεχνητή νοημοσύνη και τη μηχανική μάθηση. Η τυποποίηση του 802.11bf επιτρέπει συνεργασία με άλλα δίκτυα όπως το 5G, ενώ προηγμένοι αλγόριθμοι θα βελτιώνουν την ακρίβεια και την αναγνώριση σύνθετων μοτίβων. Έτσι, η σύγκλιση επικοινωνίας και ανίχνευσης σε μια ενιαία τεχνολογία θα διαμορφώσει νέα πρότυπα αλληλεπίδρασης ανθρώπου–χώρου, καθιστώντας το Wi-Fi Sensing μια λύση που πριν λίγα χρόνια έμοιαζε επιστημονική φαντασία [11].

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8

8 Το Πλαίσιο Gra Sens

8.1 Εισαγωγή

Το Gra Sens (Gabor Residual Anti-aliasing Sensing) είναι ένα προηγμένο πλαίσιο για την αναγνώριση δράσεων με τη χρήση σημάτων Wi-Fi, το οποίο επιχειρεί να ξεπεράσει τα όρια των παραδοσιακών μεθόδων. Η βασική του ιδέα είναι ότι τα σήματα Wi-Fi, αν και συχνά θορυβώδη και επηρεασμένα από το περιβάλλον, περιέχουν πλούσιες πληροφορίες που μπορούν να αξιοποιηθούν για να ανιχνευθούν κινήσεις και ανθρώπινες δραστηριότητες. Αντί να στηρίζεται σε οπτικά δεδομένα, όπως κάμερες, το Gra Sens εκμεταλλεύεται την αλληλεπίδραση του σήματος με το σώμα και τον χώρο, προσφέροντας έτσι μια λύση που είναι ταυτόχρονα απλή, μη παρεμβατική και φιλική προς την ιδιωτικότητα [29].

Η αξία του Gra Sens έγκειται στον τρόπο που αντιμετωπίζει δύο βασικά προβλήματα: τον θόρυβο και το aliasing (ψευδείς αναπαραστάσεις που προκύπτουν από την υποδειγματοληψία). Με την εισαγωγή Gabor φίλτρων και anti-aliasing μηχανισμών, το σύστημα μπορεί να διατηρεί αξιόπιστες πληροφορίες ακόμη και όταν το περιβάλλον μεταβάλλεται. Επιπλέον, οι μηχανισμοί fractal attention σε χρόνο και συχνότητα επιτρέπουν στο δίκτυο να εστιάζει στις πιο σημαντικές πτυχές του σήματος, αγνοώντας περιττές διακυμάνσεις. Αυτό οδηγεί σε πιο σταθερά και γενικεύσιμα αποτελέσματα, με καλύτερη ακρίβεια στην αναγνώριση δράσεων σε διαφορετικά σενάρια[29].

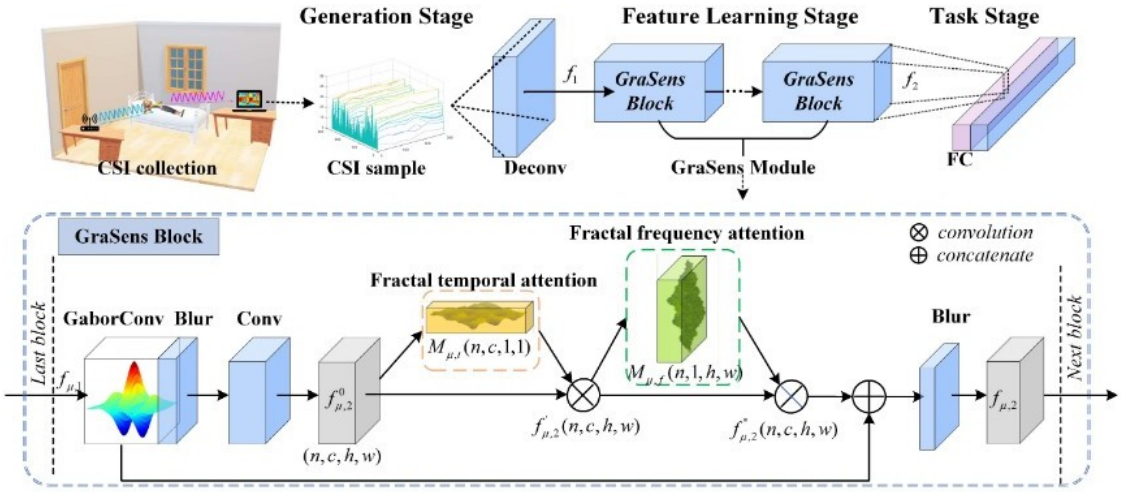
Σε πρακτικό επίπεδο, το Gra Sens δείχνει πώς το Wi-Fi Sensing μπορεί να εξελιχθεί σε μια ισχυρή εναλλακτική λύση απέναντι σε πιο δαπανηρές ή παρεμβατικές τεχνολογίες, όπως το LiDAR ή οι κάμερες. Η ικανότητά του να αναγνωρίζει κινήσεις χωρίς οπτική επαφή το καθιστά ιδιαίτερα χρήσιμο σε τομείς όπως η υγειονομική παρακολούθηση, η έξυπνη κατοικία και η ασφάλεια. Με αυτόν τον τρόπο, το Gra Sens συμβάλλει στην περαιτέρω ανάπτυξη του οικοσυστήματος του Wi-Fi Sensing και ανοίγει τον δρόμο για πιο αξιόπιστες, προσιτές και ιδιωτικές εφαρμογές [29].

8.2 Η αρχιτεκτονική Gra Sens

Η αρχιτεκτονική Gra Sens αναπτύχθηκε με στόχο να ξεπεράσει τους περιορισμούς των προηγούμενων μεθόδων αναγνώρισης δράσεων μέσω Wi-Fi, αξιοποιώντας τη δύναμη της βαθιάς μάθησης και την ενσωμάτωση ειδικά σχεδιασμένων δομικών στοιχείων. Σε αντίθεση με τις παλαιότερες προσεγγίσεις που βασίζονταν σε χειροποίητα χαρακτηριστικά, το Gra Sens λειτουργεί

με έναν πλήρως ενδογενή (end-to-end) τρόπο, επιτρέποντας την αυτόματη εξαγωγή αξιόπιστων χαρακτηριστικών από τα σήματα Wi-Fi [29].

Το Σχήμα 10 συνοψίζει την ιδέα του Gra Sens ως μια σωλήνωση τριών σταδίων: *Generation stage → Feature-learning stage → Task stage*. Στο Generation stage συλλέγονται μετρήσεις CSI από κοινές Wi-Fi συσκευές και ένα τμήμα ακολουθίας (το «snippet») μετατρέπεται σε tensor (n×c×h×w) που μπορεί να δοθεί σε νευρωνικό δίκτυο. Η ενδιάμεση στρώση Deconvolution (Deconv) λειτουργεί ως «up-sampling» ώστε να διατηρηθούν οι χωροχρονικές σχέσεις του σήματος και να παραχθούν πλουσιότεροι χάρτες χαρακτηριστικών (f_1) χωρίς να χαθούν κρίσιμες πληροφορίες κατά την αλλαγή κλίμακας [29].



Σχήμα 10: Σχηματική απεικόνιση της μεθόδου Gra Sens [30]

Στο Feature-learning stage το δίκτυο περνά τα χαρακτηριστικά μέσα από επαναλαμβανόμενα Gra Sens Blocks (ομαδοποιημένα σε ένα Gra Sens Module). Κάθε block ξεκινά με Gabor Conv, δηλαδή συνέλιξη με φίλτρα τύπου Gabor. Τα φίλτρα Gabor είναι γνωστά από την επεξεργασία εικόνας γιατί «πιάνουν» καλά τα μοτίβα συχνότητας/κατεύθυνσης· εδώ χρησιμοποιούνται για να εξαγάγουν σταθερά (shift-invariant) μοτίβα από τα σήματα Wi-Fi, τα οποία συχνά παραμορφώνονται από πολυδιαδρομικότητα και θόρυβο [29].

Αμέσως μετά εφαρμόζεται μια στρώση Blur (anti-aliasing). Ο ρόλος της είναι να μειώσει την «οδοντωτή» παραμόρφωση (aliasing) που δημιουργείται όταν συμπιέζεις/υποδειγματοληπτείς σήματα. Με πρακτικούς όρους, «εξομαλύνει» τα χαρακτηριστικά που βγήκαν από τα Gabor φίλτρα ώστε, όταν ακολουθήσουν άλλες συνελίξεις ή μειώσεις ανάλυσης, να μη χαθεί χρήσιμη πληροφορία. Έπειτα μια κλασική Conv στρώση συμπυκνώνει και αναμιγνύει τα χαρακτηριστικά [29].

Κεντρική καινοτομία του block είναι οι δύο fractal self-attention μονάδες που ακολουθούν: fractal temporal attention και fractal frequency attention. Η temporal attention υπολογίζει για κάθε «κανάλι» ένα βάρος που αποτυπώνει πόσο «πλούσια» και πολύπλοκη είναι η πληροφορία του στον

χρόνο (χρησιμοποιώντας δείκτη fractal dimension ως μέτρο πολυπλοκότητας). Έτσι το δίκτυο δίνει περισσότερη προσοχή στα χρονικά τμήματα που όντως φέρουν κίνηση/δράση και λιγότερη σε τυχαίες διακυμάνσεις. Η frequency attention κάνει κάτι ανάλογο στον άξονα της συχνότητας/υποφορέων: εντοπίζει ποιοι υποφορείς (subcarriers) «κουβαλούν» πιο διακριτικές υπογραφές κίνησης και τους ενισχύει. Οι δύο χάρτες προσοχής εφαρμόζονται πολλαπλασιαστικά στα χαρακτηριστικά (ενισχύοντας τα σημαντικά, αποδυναμώνοντας τα ασήμαντα) και έπειτα τα αποτελέσματα συνενώνονται (concatenate) για να σχηματίσουν τον εμπλουτισμένο χάρτη f′ [29].

Στο τέλος του block εμφανίζεται ξανά ένα Blur ώστε το εξαγόμενο f_μ,2 να είναι «καθαρό» πριν περάσει στο επόμενο block. Η στοίβα από πολλαπλά Gra Sens blocks επιτρέπει στο δίκτυο να «χτίσει» σταδιακά υψηλού επιπέδου, ανθεκτικά χαρακτηριστικά που παραμένουν σταθερά όταν αλλάζει το περιβάλλον ή όταν τα σήματα μολύνονται από ανακλάσεις και θόρυβο [29].

Το Task stage είναι ο τελικός ταξινομητής: τα μάθει χαρακτηριστικά (f_2) ισιώνουν (flatten) και τροφοδοτούνται σε ένα Fully Connected (FC) στρώμα που δίνει την τελική έξοδο (π.χ. την κλάση δράσης ή γεγονότος). Έτσι, από ακατέργαστα CSI snippets περνάμε σε απόφαση σε ένα πλήρως end-to-end πλαίσιο [29].

Συνολικά, το Σχήμα 10 δείχνει πώς το Gra Sens συνδυάζει Gabor-βασική αποθορυβοποίηση/anti-aliasing με fractal self-attention σε χρόνο και συχνότητα. Ο συνδυασμός αυτός «μαθαίνει» να εστιάζει στα υποφέροντα και στα χρονικά τμήματα όπου κρύβεται η ουσία της κίνησης, προσφέροντας σταθερά, μεταφέρσιμα χαρακτηριστικά και υψηλή ακρίβεια σε διαφορετικά περιβάλλοντα. Αυτός είναι και ο λόγος που στο paper το Gra Sens υπερέχει απέναντι σε κλασικά δίκτυα που δεν αντιμετωπίζουν ρητά το aliasing ούτε αξιοποιούν fractal προσοχή [29].

8.3 Αποτελέσματα και Πειραματική Αξιολόγηση του GraSens

Η μέθοδος Gra Sens αξιολογήθηκε μέσα από μια σειρά πειραμάτων σε τρεις δημόσιες βάσεις δεδομένων: WWAR, HHI και CSLLOS. Αυτές οι βάσεις περιλαμβάνουν διαφορετικά σενάρια αλληλεπίδρασης, όπως κινήσεις σε περιβάλλον με πλήρη ορατότητα (LOS), μερική απόκρυψη (partial occlusion) και συνθήκες χωρίς οπτική επαφή (NLOS). Η χρήση τέτοιων ποικίλων σεναρίων βοήθησε να φανεί πόσο ανθεκτικό είναι το μοντέλο σε πραγματικές συνθήκες [29].

Τα πειράματα έδειξαν ότι το Gra Sens πέτυχε υψηλή ακρίβεια αναγνώρισης κινήσεων, συχνά ξεπερνώντας το 90%. Συγκριτικά με άλλα μοντέλα αιχμής όπως το WNN, το LSTM και το SVM, το Gra Sens είχε σαφώς καλύτερη απόδοση, ιδιαίτερα σε περιπτώσεις όπου το σήμα Wi-Fi επηρεαζόταν από θόρυβο ή εμπόδια στον χώρο. Ένα από τα βασικά πλεονεκτήματά του ήταν ότι μπορούσε να αναγνωρίζει κινήσεις με μεγαλύτερη σταθερότητα, χωρίς να “μπερδεύεται” από μεταβολές στο περιβάλλον [29].

Ο λόγος που το Gra Sens υπερτερεί βρίσκεται στον συνδυασμό του φιλτραρίσματος Gabor και του μηχανισμού fractal attention. Το φιλτράρισμα Gabor επιτρέπει στο δίκτυο να “φιλτράρει” αξιόπιστα χαρακτηριστικά ακόμα κι όταν οι συνθήκες αλλάζουν, ενώ το fractal attention βοηθά να εντοπίζονται τα πιο σημαντικά μοτίβα στο συχνοτικό και χρονικό πεδίο. Έτσι, το μοντέλο καταφέρνει να είναι πιο robust (ανθεκτικό) και να αποδίδει καλύτερα από τις υπόλοιπες μεθόδους [29].

Συνολικά, η πειραματική αξιολόγηση απέδειξε ότι το Gra Sens όχι μόνο φτάνει αλλά και ξεπερνά τις επιδόσεις των τρεχουσών τεχνολογιών αιχμής (state-of-the-art). Η αξιοπιστία του σε δύσκολα περιβάλλοντα (με εμπόδια, παρεμβολές και NLOS) δείχνει ότι μπορεί να εφαρμοστεί πρακτικά σε πραγματικά σενάρια, από “έξυπνα σπίτια” και συστήματα ασφάλειας έως εφαρμογές υγείας και βιομηχανίας [29].

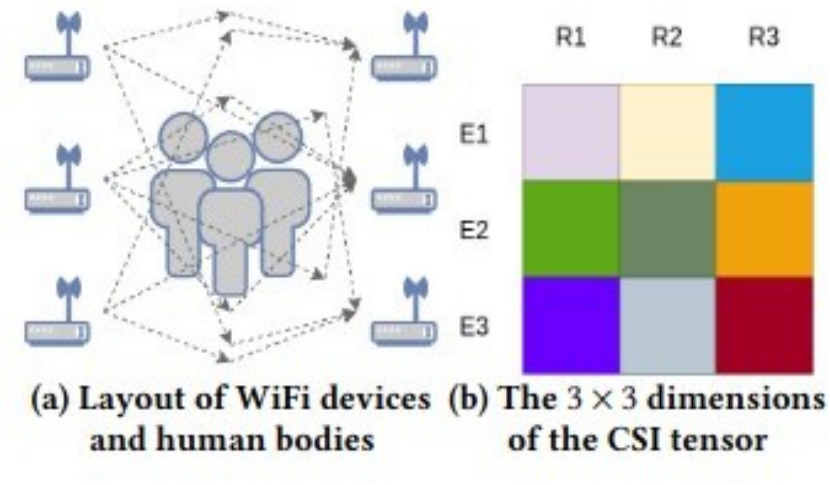
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 9

9 Το Σύστημα Dense Pose

9.1 Μέθοδοι και Σχεδιασμός

Η βασική ιδέα της μεθόδου είναι ότι τα σήματα WiFi δεν αποτελούν απλώς φορείς δεδομένων επικοινωνίας, αλλά περιέχουν και πληροφορίες για το πώς αλληλεπιδρούν με το ανθρώπινο σώμα και το περιβάλλον. Η πληροφορία αυτή αποτυπώνεται στο Channel State Information (CSI), δηλαδή σε δείγματα που περιγράφουν το πώς το σήμα αλλοιώνεται κατά τη μετάδοσή του. Όταν ένα σήμα WiFi συναντά ένα ανθρώπινο σώμα, η διάχυση και η ανάκλαση που προκαλεί αφήνουν ένα «αποτύπωμα» μέσα στα δεδομένα CSI. Αυτά τα δεδομένα αποτελούν την πρώτη ύλη για την εκτίμηση στάσεων και κινήσεων [30].

Στο Σχήμα 11, παρουσιάζεται η διάταξη του συστήματος: τρεις κεραίες εκπομπής και τρεις κεραίες λήψης καταγράφουν τις μεταβολές του σήματος. Το CSI αποθηκεύεται σε μορφή πολυδιάστατου πίνακα (tensor), ο οποίος περιέχει πληροφορίες για πλάτος (amplitude) και φάση (phase) του σήματος σε διαφορετικές συχνότητες. Ωστόσο, τα δεδομένα αυτά είναι «θορυβώδη», δηλαδή περιέχουν τυχαίες μεταβολές που δεν σχετίζονται με την πραγματική κίνηση [30].



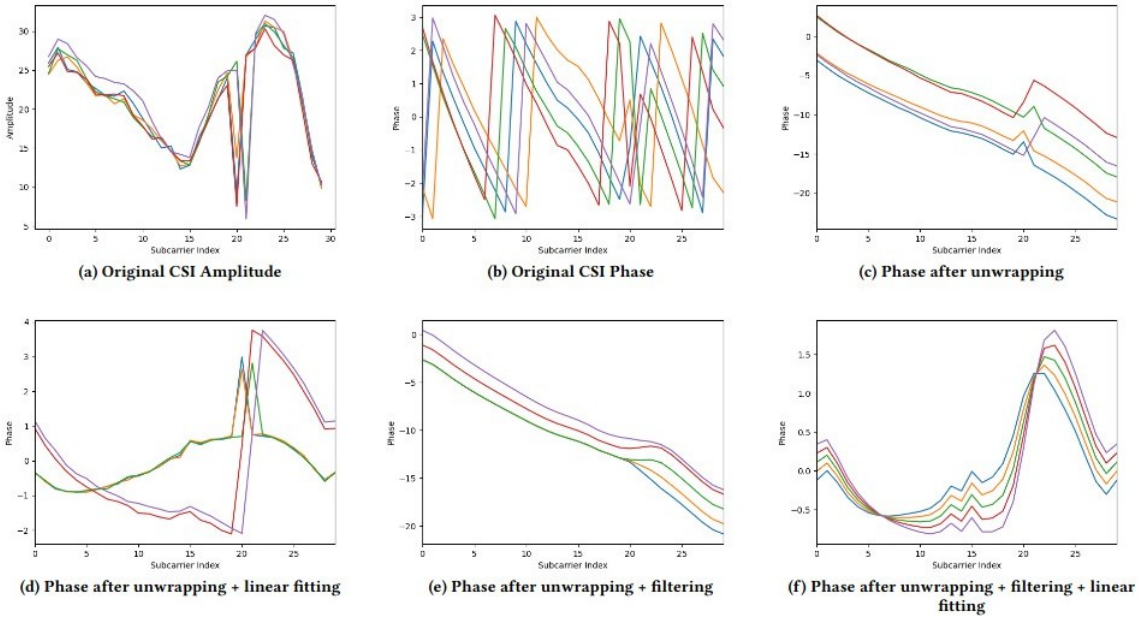
Σχήμα 11: Απεικόνιση της διάταξης των WiFi συσκευών και της τρισδιάστατης δομής του σήματος CSI που προκύπτει από τους συνδυασμούς κεραιών εκπομπής και λήψης\ [30]

Για αυτόν τον λόγο εφαρμόζεται το στάδιο εξυγίανσης φάσης (Phase Sanitization) που παρουσιάζεται στο Σχήμα 12, δηλαδή τα αρχικά σήματα περνούν από φίλτρα και μαθηματικές διορθώσεις ώστε να αφαιρεθούν οι τυχαίες διακυμάνσεις και να αποκαλυφθεί η πραγματική δυναμική που συνδέεται με την ανθρώπινη παρουσία. Οι καμπύλες δείχνουν πώς, από ένα

«χαοτικό» σήμα φάσης, φτάνουμε σε πιο καθαρές μορφές που μπορούν να αξιοποιηθούν ως είσοδος στο νευρωνικό δίκτυο [30].

Αφού καθαριστούν, τα CSI δεδομένα μετατρέπονται σε χάρτες χαρακτηριστικών (feature maps) μέσω ειδικών αλγορίθμων μετάφρασης τροπικότητας (modality translation). Αυτό το βήμα είναι κρίσιμο γιατί επιτρέπει στο δίκτυο να δει τα σήματα WiFi με τρόπο παρόμοιο με εικόνες, ώστε να μπορούν να εφαρμοστούν οι ίδιες τεχνικές που χρησιμοποιούνται στην επεξεργασία εικόνας. Με αυτό τον τρόπο γεφυρώνεται το χάσμα μεταξύ ασύρματης πληροφορίας και οπτικής αναγνώρισης [30].

Στο Σχήμα 12 αποτυπώνονται τα βήματα εξυγίανσης (sanitization) των δεδομένων CSI. Απεικονίζονται οι αρχικές μετρήσεις πλάτους και φάσης, καθώς και οι διορθώσεις της φάσης μέσω unwrapping, γραμμικής προσαρμογής (linear fitting) και φιλτραρίσματος. Η διαδικασία αυτή μειώνει τον θόρυβο και καθιστά τα δεδομένα πιο αξιόπιστα για περαιτέρω ανάλυση και εκπαίδευση του μοντέλου [30].



Σχήμα 12: Διαδικασία εξυγίανσης των σημάτων CSI με διαδοχικά βήματα διόρθωσης πλάτους και φάσης [30]

9.2 Αρχιτεκτονική του WiFi-Dense Pose RCNN για Εκτίμηση Ανθρώπινης Στάσης

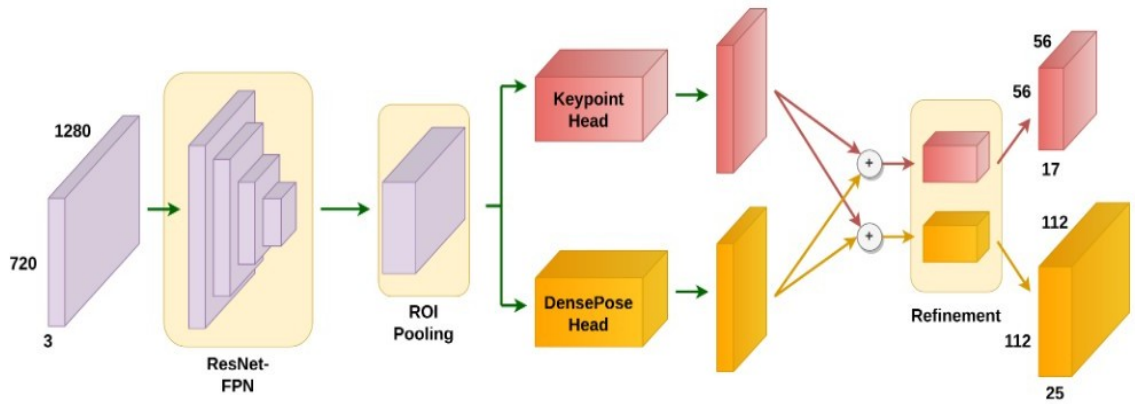
Το WiFi-Dense Pose RCNN αποτελεί την κεντρική αρχιτεκτονική που επιτρέπει την εκτίμηση της ανθρώπινης στάσης αποκλειστικά μέσω WiFi σημάτων, χωρίς την ανάγκη κάμερας. Η διαδικασία ξεκινά με την επεξεργασία των δεδομένων Channel State Information (CSI), τα οποία μετατρέπονται σε τρισδιάστατους χάρτες χαρακτηριστικών μεγέθους $3 \times 720 \times 1280$. Τα δεδομένα αυτά εισάγονται σε ένα ResNet-FPN (Feature Pyramid Network), μια σύγχρονη αρχιτεκτονική βαθιών συνελικτικών νευρωνικών δικτύων, η οποία αποδίδει πολυεπίπεδες αναπαραστάσεις κατάλληλες για ανίχνευση

αντικειμένων. Στην ουσία, το σήμα WiFi «μεταφράζεται» σε μια μορφή που μοιάζει με εικόνα, ώστε να μπορεί να αξιοποιηθεί από τεχνικές υπολογιστικής όρασης (computer vision) [30].

Ακολούθως, εφαρμόζεται η διαδικασία ROI Pooling (Region of Interest), η οποία εντοπίζει και κανονικοποιεί περιοχές ενδιαφέροντος που είναι πιθανό να περιέχουν ανθρώπινες φιγούρες. Μέσα από αυτή τη διαδικασία, το μοντέλο εστιάζει αποκλειστικά στις κρίσιμες περιοχές του σήματος, αποφεύγοντας θόρυβο από το υπόλοιπο περιβάλλον. Έτσι, οι περιοχές αυτές αποκτούν σταθερή μορφή και είναι έτοιμες να τροφοδοτήσουν τα επόμενα στάδια του δικτύου, βελτιώνοντας τη συνοχή και την αξιοπιστία των αποτελεσμάτων [30].

Η αρχιτεκτονική του WiFi-Dense Pose RCNN διαθέτει δύο βασικούς κλάδους επεξεργασίας. Ο πρώτος είναι το Keypoint Head, το οποίο εντοπίζει τα βασικά σημεία (joints) του σώματος, όπως οι ώμοι, οι αγκώνες και τα γόνατα, παρέχοντας έναν σκελετικό οδηγό για την ανθρώπινη στάση. Ο δεύτερος είναι το Dense Pose Head, που εκτιμά τους χάρτες UV, δηλαδή την αντιστοίχιση κάθε pixel του σώματος σε μια τρισδιάστατη αναπαράσταση. Με αυτό τον τρόπο, δεν έχουμε μόνο απλό skeleton detection, αλλά λεπτομερή (dense) περιγραφή της στάσης και του σχήματος του σώματος. Τέλος, τα αποτελέσματα των δύο κλάδων συνδυάζονται, με το keypoint detection να λειτουργεί ως «άγκυρα» για το Dense Pose, εξασφαλίζοντας μεγαλύτερη ακρίβεια και ρεαλισμό, ακόμη και σε συνθήκες θορύβου ή παρεμβολών [30].

Το Σχήμα 13 παρουσιάζει τη ροή επεξεργασίας του WiFi-Dense Pose RCNN. Αρχικά, οι χάρτες χαρακτηριστικών μεγέθους 3×720×1280 που προέρχονται από τα CSI δεδομένα περνούν μέσα από το δίκτυο Res Net-FPN και τη διαδικασία ROI pooling, ώστε να εξαχθούν χαρακτηριστικά ανά άτομο. Στη συνέχεια, τα δεδομένα διοχετεύονται σε δύο παράλληλες κεφαλές: την Keypoint Head, που εντοπίζει τα βασικά σημεία του σώματος, και την Dense Pose Head, που παράγει λεπτομερείς χάρτες πυκνής πόζας. Τα αποτελέσματα αυτών των κεφαλών συνδυάζονται και βελτιστοποιούνται στο στάδιο Refinement, ώστε να προκύψει πιο ακριβής εκτίμηση των στάσεων του ανθρώπινου σώματος.



Σχήμα 13: Ροή επεξεργασίας του WiFi-Dense Pose RCNN [30]

9.3 Πειραματικά Αποτελέσματα και Αξιολόγηση του WiFi-DensePose

Τα αποτελέσματα της μελέτης επιβεβαιώνουν ότι το WiFi-Dense Pose μπορεί να αναπαραστήσει με αξιοπιστία την ανθρώπινη πόζα, παρά την έλλειψη οπτικών δεδομένων. Στις πειραματικές δοκιμές εφαρμόστηκαν δύο πρωτόκολλα: το Same Layout Protocol, όπου το δίκτυο εκπαιδεύτηκε και δοκιμάστηκε σε παρόμοιες χωρικές διατάξεις, και το Different Layout Protocol, όπου τα δεδομένα εκπαίδευσης και δοκιμών προέρχονταν από διαφορετικές χωρικές διατάξεις, κάτι που ελέγχει την ικανότητα γενίκευσης του μοντέλου [30].

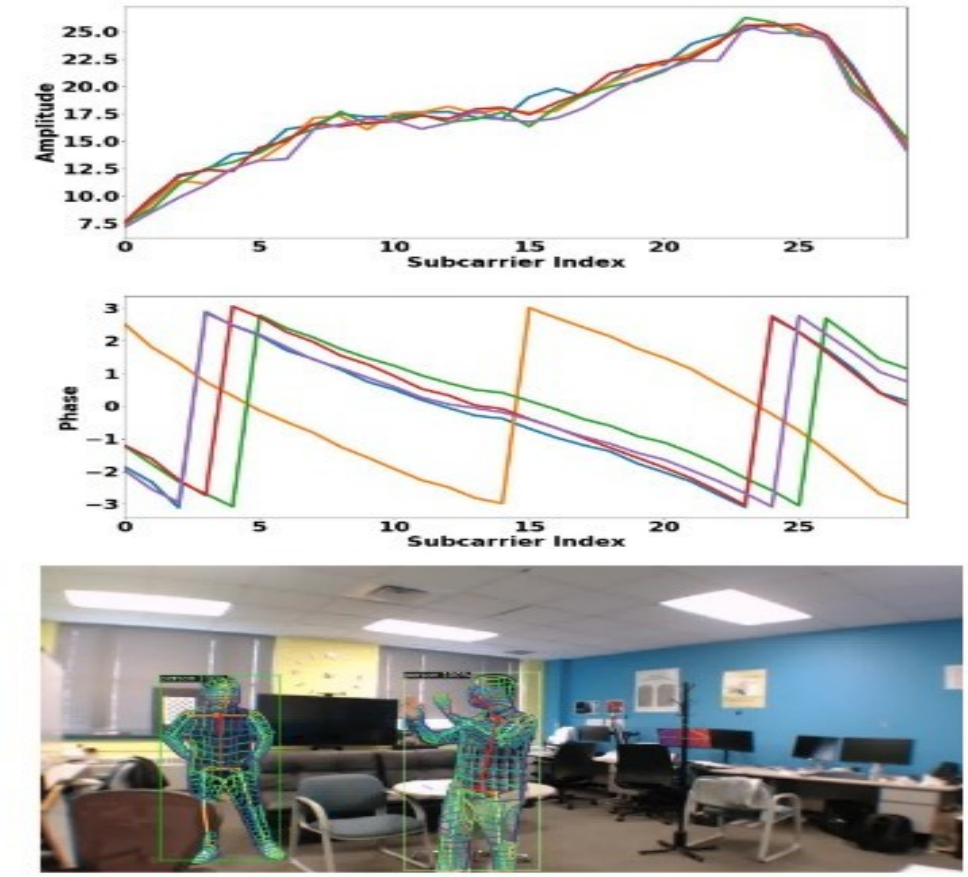
Στο Same Layout Protocol, τα αποτελέσματα έδειξαν υψηλή ακρίβεια στον εντοπισμό σωμάτων και στην αντιστοίχιση πυκνών σημείων. Οι δείκτες μέτρησης, όπως το AP (Average Precision) και οι παράγωγες μετρικές (AP50, AP75, AP-m, AP-l), κατέγραψαν τιμές που αποδεικνύουν την ικανότητα του συστήματος να εντοπίζει με ακρίβεια τις βασικές θέσεις και αναλογίες του ανθρώπινου σώματος. Παρότι η λεπτομέρεια μειώνεται σε πιο απαιτητικές μετρικές όπως το AP75, το μοντέλο εξακολουθεί να παρουσιάζει σημαντική απόδοση σε σχέση με άλλες μεθόδους WiFi-based ανάλυσης [30].

Στο Different Layout Protocol, η απόδοση μειώνεται ελαφρά, λόγω των διαφορών στη διάταξη κεραίων και αντικειμένων που επηρεάζουν τη διάδοση των σημάτων WiFi. Ωστόσο, η τελική έκδοση του μοντέλου (με keypoint detection και transfer learning) υπερέβη κατά πολύ το βασικό μοντέλο WiFi, δείχνοντας ότι η ενσωμάτωση εποπτευόμενων τεχνικών και πρόσθετων βημάτων εκπαίδευσης βελτιώνει σημαντικά την απόδοση. Σε ορισμένες περιπτώσεις, τα αποτελέσματα πλησίασαν ακόμη και τα αντίστοιχα image-based DensePose, γεγονός που αποδεικνύει την ισχύ και τις προοπτικές αυτής της προσέγγισης [30].

Τέλος, η συγκριτική αξιολόγηση με μεθόδους βασισμένες σε εικόνες έδειξε ότι, αν και η ακρίβεια εικόνας παραμένει ανώτερη λόγω άμεσης οπτικής πληροφορίας, το WiFi-Dense Pose προσφέρει ένα σημαντικό πλεονέκτημα: μπορεί να λειτουργεί σε συνθήκες όπου η όραση είναι περιορισμένη (π.χ. σκοτάδι, οπτικά εμπόδια, θέματα ιδιωτικότητας). Έτσι, το WiFi-Dense Pose αποδεικνύεται μια εναλλακτική και συμπληρωματική τεχνολογία για την αναγνώριση και ανάλυση ανθρώπινης κίνησης [30].

Το Σχήμα 14 παρουσιάζει τα δεδομένα εισόδου και τα ground truth annotations που χρησιμοποιήθηκαν στην εκπαίδευση του WiFi-Dense Pose μοντέλου. Στις δύο πρώτες σειρές απεικονίζονται τα ακατέργαστα χαρακτηριστικά των σημάτων WiFi: η amplitude (ένταση) και η phase (φάση) των υποφερουσών συχνοτήτων (subcarriers). Οι καμπύλες δείχνουν πώς μεταβάλλονται αυτά τα σήματα ανά subcarrier index και αποτελούν τη βάση για την εξαγωγή χαρακτηριστικών του ανθρώπινου σώματος. Στην τρίτη γραμμή του Σχήματος 14, παρουσιάζεται το R101-Pseudo-GT, δηλαδή η ψευδο-αλήθεια (pseudo ground truth) που προκύπτει από ένα

προεκπαιδευμένο image-based Dense Pose δίκτυο, το οποίο ανιχνεύει και σημειώνει keypoints και πυκνή πόζα σε RGB εικόνα. Αυτό το βήμα είναι κρίσιμο, καθώς παρέχει αξιόπιστη εποπτεία για την εκπαίδευση του WiFi-based μοντέλου, συνδυάζοντας πληροφορία από το οπτικό πεδίο με σήματα WiFi [30].



Σχήμα 14: Παρουσίαση των χαρακτηριστικών εισόδου WiFi (πλάτος και φάση)και του R101-Pseudo-GT που εξάγεται από εικόνες Dense Pose [30]

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 10

10 Σύγκριση Συστημάτων: Αποτελέσματα & Συμπεράσματα

10.1 Συγκριτική Ανάλυση Τεχνικών και Αρχιτεκτονικών

Η τεχνολογική βάση κάθε συστήματος αναγνώρισης κίνησης με χρήση Wi-Fi διαφοροποιείται σημαντικά, αντανακλώντας διαφορετικές στρατηγικές προσέγγισης. Το CARM στηρίζεται σε παραδοσιακές μεθοδολογίες μηχανικής μάθησης, αξιοποιώντας το Channel State Information (CSI) για την αναγνώριση δραστηριοτήτων. Η αρχιτεκτονική του είναι σχετικά απλή, με χαμηλές απαιτήσεις σε υπολογιστικούς πόρους, ωστόσο περιορίζεται σε όρους γενίκευσης και δυσκολεύεται να αποδώσει σε περιβάλλοντα με πολλαπλά άτομα ή εμπόδια.

Το Wi Draw, από την άλλη, έχει σχεδιαστεί με στόχο την ανίχνευση κινήσεων χειρονομιών σε πραγματικό χρόνο. Η αρχιτεκτονική του δίνει έμφαση στην ακριβή τοπικοποίηση των σημάτων Wi-Fi και στην αποτύπωση μικρών κινήσεων. Η καινοτομία του εντοπίζεται στη δυνατότητα παρακολούθησης «γραμμών» κίνησης, καθιστώντας το ιδανικό για εφαρμογές όπου οι κινήσεις έχουν γεωμετρικό χαρακτήρα. Παρά ταύτα, το σύστημα παραμένει εξειδικευμένο και δεν αποδίδει το ίδιο καλά σε πιο σύνθετες μορφές δραστηριότητας.

Το Src Sense αντιπροσωπεύει μια πιο σύγχρονη και ισχυρή προσέγγιση, συνδυάζοντας CNN με Transformer αρχιτεκτονικές. Μέσω της χρήσης του δείκτη A-ACF και υβριδικών μηχανισμών μάθησης, το σύστημα επιτυγχάνει πολύ υψηλή ακρίβεια, ακόμα και σε σενάρια χωρίς οπτική επαφή (NLOS). Η αρχιτεκτονική του, αν και πιο περίπλοκη, είναι προσανατολισμένη στη γενίκευση και έχει εφαρμογές σε ποικίλους τομείς, από την υγειονομική φροντίδα μέχρι την ασφάλεια.

Το GraSens εισάγει μια καινοτόμο διάσταση μέσω του φιλτραρίσματος Gabor και του fractal attention, επιλύοντας κρίσιμα ζητήματα aliasing και θορύβου. Η αρχιτεκτονική του επιτρέπει την εξαγωγή πιο αξιόπιστων χαρακτηριστικών και βελτιώνει σημαντικά την ανθεκτικότητα του συστήματος σε πολύπλοκα περιβάλλοντα.

Τέλος, το Dense Pose from Wi-Fi διαφοροποιείται ριζικά από τα υπόλοιπα, καθώς υιοθετεί μια RCNN-βασισμένη δομή για να προβλέψει πλήρεις χάρτες UV του ανθρώπινου σώματος. Αυτό το καθιστά μοναδικό στην εκτίμηση λεπτομερών στάσεων, αν και απαιτεί προεκπαίδευση με image-based δεδομένα για εποπτευόμενη μάθηση.

Συγκεντρωτικά η ανάλυση των αρχιτεκτονικών κάθε συστήματος παρουσιάζεται στον παρακάτω πίνακα.

Πίνακας 1: Συγκριτικός πίνακας αρχιτεκτονικής κάθε συστήματος

Σύστημα	Τεχνική Προσέγγιση	Αρχιτεκτονική	Πλεονεκτήματα	Περιορισμοί
CARM	Παραδοσιακή ML σε CSI	Ελαφριά, απλή	Χαμηλές απαιτήσεις, βασική ακρίβεια	Δυσκολία σε NLOS, πολλαπλά άτομα
Wi Draw	Gesture tracking με CSI	Real-time localization	Υψηλή ακρίβεια σε χειρονομίες, χαμηλή καθυστέρηση	Περιορισμένο σε gestures, όχι γενική δραστηριότητα
Src Sense	CNN + Transformer σε CSI	Υβριδική αρχιτεκτονική	Πολύ υψηλή ακρίβεια, ανθεκτικό σε NLOS	Μεγαλύτερη πολυπλοκότητα και υπολογιστικό κόστος
Gra Sens	Gabor filtering + fractal attention	Εξειδικευμένα Gra Sens blocks	Ανθεκτικότητα σε θόρυβο και aliasing	Σχετικά νέα τεχνολογία, περιορισμένα data sets
Dense Pose Wi-Fi	Transfer learning με RCNN	WiFi-Dense Pose RCNN	Λεπτομερής εκτίμηση στάσης (UV maps)	Απαιτεί εποπτευόμενα image-based δεδομέναΣυμπεράσματα και Μελλοντικές Προτάσεις

10.2 Απόδοση και Επιδόσεις σε Διάφορα Σενάρια

Η απόδοση κάθε συστήματος αναγνώρισης κίνησης εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από το περιβάλλον λειτουργίας και το είδος της δραστηριότητας που επιχειρεί να αναγνωρίσει. Το CARM, για παράδειγμα, παρουσιάζει ικανοποιητικά αποτελέσματα σε βασικές δραστηριότητες σε ελεγχόμενα περιβάλλοντα, όμως οι επιδόσεις του μειώνονται αισθητά όταν αυξάνεται η πολυπλοκότητα, όπως σε περιπτώσεις πολλών ατόμων ή σε σενάρια χωρίς οπτική επαφή (NLOS). Αυτό αναδεικνύει τον περιορισμένο βαθμό γενίκευσης της μεθόδου.

Το WiDraw αποδίδει εξαιρετικά σε σενάρια που απαιτούν αναγνώριση χειρονομιών και κινήσεων μικρής κλίμακας. Οι δοκιμές του έδειξαν υψηλή ακρίβεια σε real-time tracking, με μικρή καθυστέρηση, κάτι που το καθιστά ιδανικό για αλληλεπιδράσεις ανθρώπου–υπολογιστή. Ωστόσο, οι επιδόσεις του δεν μεταφέρονται με την ίδια επιτυχία σε πιο πολύπλοκες δραστηριότητες, όπου απαιτείται αναγνώριση ολόκληρου σώματος ή πολυδιάστατης κίνησης.

Το Src Sense πέτυχε τα υψηλότερα ποσοστά ακρίβειας μεταξύ των συστημάτων που μελετήθηκαν, αγγίζοντας ακόμη και το 99,77% σε ορισμένα πειράματα. Η υβριδική του αρχιτεκτονική CNN–Transformer, σε συνδυασμό με τον δείκτη A-ACF, του επιτρέπει να αποδίδει εξαιρετικά ακόμη και σε NLOS σενάρια, όπου άλλα συστήματα δυσκολεύονται. Επιπλέον,

παραμένει σταθερό σε περιβάλλοντα με πολλαπλές πηγές κίνησης, αν και το υψηλό του υπολογιστικό κόστος περιορίζει σε έναν βαθμό την πρακτική του εφαρμογή σε edge συσκευές.

Το Gra Sens έδειξε ιδιαίτερη ανθεκτικότητα σε θορυβώδεις και πολυπλοκότερες συνθήκες. Χάρη στο φιλτράρισμα Gabor και τον μηχανισμό fractal attention, το σύστημα καταφέρνει να απομονώνει χρήσιμα μοτίβα από τα CSI δεδομένα και να βελτιώνει την αναγνώριση δραστηριοτήτων ακόμη και σε περιβάλλοντα με aliasing ή παρεμβολές. Αν και η ακρίβεια του κυμαίνεται κάτω από εκείνη του Src Sense, παραμένει εντυπωσιακά υψηλή και με σαφή πλεονεκτήματα σε robustness.

Τέλος, το Dense Pose from Wi-Fi φέρνει μια νέα διάσταση στην αξιολόγηση, καθώς εστιάζει όχι μόνο στην αναγνώριση δραστηριοτήτων, αλλά και στην ανακατασκευή της πλήρους στάσης του σώματος μέσω UV maps. Στα πειράματα με Same Layout Protocol, παρουσίασε υψηλή ακρίβεια στην εκτίμηση πόζας, ενώ στο Different Layout Protocol υπήρξε πτώση λόγω αλλαγών στις διατάξεις. Παρ' όλα αυτά, χάρη στη χρήση pseudo-ground truth από image-based DensePose, το μοντέλο πέτυχε γενικά ικανοποιητική απόδοση, αποδεικνύοντας ότι η σύγκλιση Wi-Fi και vision-based μεθόδων μπορεί να προσφέρει αξιόπιστα αποτελέσματα.

10.3 Πλεονεκτήματα, Περιορισμοί και Προοπτικές

Η ανάλυση των διαφορετικών συστημάτων Wi-Fi sensing αναδεικνύει ότι κάθε προσέγγιση έχει σαφή πλεονεκτήματα αλλά και περιορισμούς που καθορίζουν το εύρος εφαρμογής της. Το CARM ξεχωρίζει για την απλότητά του και τη χαμηλή υπολογιστική πολυπλοκότητα, γεγονός που το καθιστά ελκυστικό για βασικές εφαρμογές αναγνώρισης δραστηριοτήτων. Ωστόσο, οι περιορισμοί του στην ακρίβεια και στη γενίκευση περιορίζουν τις προοπτικές του σε πιο απαιτητικά σενάρια.

Το Wi Draw υπερέχει σε εφαρμογές που απαιτούν real-time gesture tracking με χαμηλή καθυστέρηση. Η δυνατότητά του να αναπαριστά με ακρίβεια μικρές κινήσεις το καθιστά κατάλληλο για διαδραστικά περιβάλλοντα. Παρ' όλα αυτά, η εξειδίκευσή του περιορίζει τη χρησιμότητά του σε γενικευμένα πλαίσια αναγνώρισης δραστηριοτήτων.

Το Src Sense αποτελεί το πιο ώριμο και ολοκληρωμένο σύστημα, με ακρίβεια που αγγίζει τα όρια της τέλειας αναγνώρισης. Η υβριδική αρχιτεκτονική CNN–Transformer εξασφαλίζει ανθεκτικότητα σε δύσκολες συνθήκες, όπως NLOS και πολλαπλές πηγές κίνησης. Ο κύριος περιορισμός του αφορά το υψηλό υπολογιστικό κόστος, το οποίο ενδέχεται να περιορίσει την υιοθέτησή του σε φορητές ή edge συσκευές χωρίς πρόσθετη βελτιστοποίηση.

Το Gra Sens, αν και νεότερη προσέγγιση, αναδεικνύεται πολλά υποσχόμενο χάρη στον συνδυασμό φιλτραρίσματος Gabor και fractal attention. Το μεγάλο του πλεονέκτημα είναι η ανθεκτικότητα στον θόρυβο και σε πολύπλοκα περιβάλλοντα, γεγονός που το καθιστά κατάλληλο

για πραγματικές συνθήκες όπου οι παρεμβολές είναι αναπόφευκτες. Ο περιορισμός του αφορά κυρίως τη διαθεσιμότητα δεδομένων εκπαίδευσης και την ανάγκη για περαιτέρω επικύρωση σε μεγάλης κλίμακας σενάρια.

Τέλος, το Dense Pose Wi-Fi ανοίγει έναν νέο ορίζοντα, καθώς δεν περιορίζεται στη διάκριση δραστηριοτήτων αλλά προσφέρει πλήρη εκτίμηση στάσης με UV maps. Το βασικό του πλεονέκτημα είναι η λεπτομερής απεικόνιση του ανθρώπινου σώματος, κάτι που μπορεί να έχει εφαρμογές σε ιατρική παρακολούθηση, αθλητική εκπαίδευση ή ακόμα και στην ψυχαγωγία. Ωστόσο, η εξάρτησή του από pseudo-ground truth από εικόνες και η χαμηλότερη επίδοση σε διαφορετικά layouts περιορίζουν προς το παρόν την αυτονομία του.

Σε προοπτική, είναι φανερό ότι η μελλοντική κατεύθυνση βρίσκεται στην ενοποίηση αυτών των προσεγγίσεων και στη δημιουργία υβριδικών συστημάτων που θα συνδυάζουν την απλότητα του CARM, την αμεσότητα του Wi Draw, την ακρίβεια του Src Sense, την ανθεκτικότητα του Gra Sens και τη λεπτομέρεια του Dense Pose. Η πρόοδος στη μηχανική μάθηση και στην ενσωμάτωση με το IoT αναμένεται να ενισχύσει περαιτέρω αυτές τις δυνατότητες, ανοίγοντας τον δρόμο για εφαρμογές σε πραγματικό χρόνο με υψηλή αξιοπιστία και ευρεία υιοθέτηση.

10.4 Συμπεράσματα & Μελλοντικές Προτάσεις

Η μελέτη των συστημάτων αναγνώρισης κίνησης μέσω Wi-Fi ανέδειξε την ταχύτατη πρόοδο της τεχνολογίας και τις διαφορετικές κατευθύνσεις που έχουν ακολουθηθεί. Από τις παραδοσιακές προσεγγίσεις, όπως το CARM, μέχρι τις σύγχρονες μεθόδους που ενσωματώνουν deep learning αρχιτεκτονικές, όπως το Src Sense και το GraSens, γίνεται σαφές ότι η ακρίβεια, η ανθεκτικότητα και η δυνατότητα γενίκευσης βελτιώνονται συνεχώς. Παράλληλα, η εμφάνιση του Dense Pose Wi-Fi δείχνει ότι οι εφαρμογές του Wi-Fi sensing μπορούν να ξεπεράσουν την απλή αναγνώριση δραστηριοτήτων και να προσφέρουν λεπτομερείς αναπαραστάσεις της ανθρώπινης στάσης.

Τα συγκριτικά αποτελέσματα υποδεικνύουν ότι δεν υπάρχει μία ενιαία λύση που να υπερέχει σε όλα τα σενάρια. Το CARM παραμένει αποδοτικό σε απλά περιβάλλοντα, το Wi Draw εξειδικεύεται σε real-time gestures, το Src Sense επιτυγχάνει κορυφαία ακρίβεια σε NLOS συνθήκες, το Gra Sens ενισχύει την ανθεκτικότητα σε θορυβώδη δεδομένα, ενώ το Dense Pose Wi-Fi επεκτείνει τις δυνατότητες προς την πλήρη εκτίμηση στάσης. Η διαφοροποίηση αυτή αναδεικνύει την αξία κάθε συστήματος σε συγκεκριμένες εφαρμογές.

Συνολικά, η παρούσα εργασία καταδεικνύει ότι το Wi-Fi sensing αποτελεί μια τεχνολογία ώριμη για πρακτική αξιοποίηση, με ευρύ φάσμα εφαρμογών που εκτείνεται από την ασφάλεια και την υγειονομική φροντίδα έως τα έξυπνα κτήρια και τη βιομηχανία. Η πρόοδος που έχει επιτευχθεί

υποδηλώνει ότι οι μελλοντικές εξελίξεις θα ενισχύσουν περαιτέρω την ακρίβεια, την αξιοπιστία και την υιοθέτηση σε καθημερινά περιβάλλοντα.

Οι μελλοντικές κατευθύνσεις έρευνας εστιάζουν στην ανάπτυξη συστημάτων που θα συνδυάζουν τα πλεονεκτήματα διαφορετικών προσεγγίσεων. Υβριδικά μοντέλα που θα ενσωματώνουν τόσο ελαφριές μεθόδους (όπως το CARM) όσο και πιο σύνθετες deep learning αρχιτεκτονικές (όπως το Src Sense και το Gra Sens) μπορούν να οδηγήσουν σε ισορροπία μεταξύ ακρίβειας και υπολογιστικού κόστους. Η ενοποίηση με τεχνολογίες όπως το 5G και το IoT μπορεί επίσης να ενισχύσει την πρακτικότητα και την κλιμάκωση αυτών των λύσεων.

Επιπλέον, είναι κρίσιμη η δημιουργία μεγαλύτερων και πιο ποικίλων συνόλων δεδομένων, που θα επιτρέψουν την εκπαίδευση μοντέλων με καλύτερη ικανότητα γενίκευσης. Η αξιοποίηση τεχνικών transfer learning, όπως φάνηκε στο Dense Pose Wi-Fi, μπορεί να αποτελέσει σημαντικό εργαλείο για τη γεφύρωση του χάσματος μεταξύ Wi-Fi και vision-based μεθόδων. Παράλληλα, η ανάπτυξη πιο ελαφριών αλγορίθμων deep learning θα διευκολύνει την ενσωμάτωση σε edge συσκευές και φορητές πλατφόρμες.

Τέλος, σημαντική προοπτική αποτελεί η διασφάλιση της ιδιωτικότητας και της ασφάλειας των δεδομένων. Καθώς το Wi-Fi sensing βασίζεται σε παθητικά σήματα που μπορούν να συλλάβουν λεπτομέρειες της ανθρώπινης παρουσίας, απαιτούνται μηχανισμοί ελέγχου που θα εξασφαλίζουν ότι η τεχνολογία θα χρησιμοποιείται με κοινωνικά αποδεκτό και ηθικό τρόπο. Με αυτόν τον τρόπο, το Wi-Fi sensing μπορεί να εδραιωθεί όχι μόνο ως τεχνικά αποδοτική αλλά και ως κοινωνικά υπεύθυνη λύση.

Βιβλιογραφία

[1] Y. Zeng, P. H. Pathak and P. Mohapatra, "WiWho: WiFi-Based Person Identification in Smart Spaces," 2016 15th ACM/IEEE International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN), Vienna, Austria, 2016, pp. 1-12, doi: 10.1109/IPSN.2016.7460727.

[2] G. Zhu, B. Wang, W. Gao, Y. Hu, C. Wu and K. J. R. Liu, "SrcSense: Robust WiFi-based motion source recognition via signal-informed deep learning," IEEE Journal of Selected Areas in Sensors, vol. 2, pp. 40–53, 2025, doi: 10.1109/JSAS.2024.3517514.

[3] Y. Lin, Y. Gao, B. Li and W. Dong, "Revisiting Indoor Intrusion Detection WithWiFi Signals: Do Not Panic Over a Pet!," in IEEE Internet of Things Journal, vol. 7, no. 10, pp. 10437-10449, Oct. 2020, doi: 10.1109/JIOT.2020.2994101

[4] Z. Chen, L. Zhang, C. Jiang, Z. Cao and W. Cui, "WiFi CSI Based Passive Human Activity Recognition Using Attention Based BLSTM," in IEEE Transactions on Mobile Computing, vol. 18, no. 11, pp. 2714-2724, 1 Nov. 2019, doi: 10.1109/TMC.2018.2878233

[5] D. Halperin, W. Hu, A. Sheth and D. Wetherall,"Tool release: Gathering 802.11n traceswith Channel State Information," ACM SIGCOMM Computer Communication Review,vol. 41, no. 1, p. 53, Jan. 2011, doi: 10.1145/1925861.1925870.

[6] G. Zhu, C. Wu, X. Zeng, B. Wang and K. J. R. Liu, "SrcSense: Robust WiFi-based motion source recognition via signal-informed deep learning," IEEE Int. Conf. on Pervasive Computing and Communications Workshops, 2025

[7] W. Jiang, "A deep learning-assisted cooperative diversity method under channel aging,"TechRxiv, 2020, doi: 10.36227/techrxiv.12409457.

[8] J. Yang et al., "SenseFi: A library and benchmark on deep-learning-empowered WiFi human sensing," Patterns, vol. 4, no. 3, 100703, Mar. 2023, doi: 10.1016/j.patter.2023.100703

[9] H. Zhu, E. Dong, M. Xu, H. Lv, και F. Wu, “Commodity Wi-Fi-Based Wireless Sensing Advancements over the Past Five Years,” Sensors, τόμ. 24, τεύχ. 22, αριθ. 7195, Νοε. 2024, doi:10.3390/s24227195.

[10] D. A. Hill, "Electromagnetic Fields in Cavities: Deterministic and Statistical Theories," *IEEE Antennas and Propagation Magazine*, vol. 56, no. 1, p. 306, Feb. 2014, doi: 10.1109/MAP.2014.6821806.

[11] R. Du, H. Xie, M. Hu, N. Yan, S. McCann, M. Montemurro, T. X. Han, and J. Xu, “An Overview on IEEE 802.11bf: WLAN Sensing,” *arXiv preprint arXiv:2207.04859*, Jul. 2022.

[12] H. F. T. Ahmed, H. Ahmad, S. K. Phang, C. A. Vaithilingam, H. Harkat, and K. Narasingamurthi, “Higher Order Feature Extraction and Selection for Robust Human Gesture Recognition using

CSI of COTS Wi-Fi Devices," *Sensors*, vol. 19, no. 13, p. 2959, Jul. 2019, doi: 10.3390/s19132959.

[13] D. Jiang, M. Li, and C. Xu, "WiGAN: A WiFi based gesture recognition system with GANs," *Sensors*, vol. 20, no. 17, p. 4757, Aug. 2020, doi: 10.3390/s20174757.

[14] N. Keerativoranan and A. Haniz, "Mitigation of CSI Temporal Phase Rotation with B2B Calibration Method for Fine-Grained Motion Detection Analysis on Commodity Wi-Fi Devices", Sensors, vol. 18, no. 11, p. 3795, Nov. 2018, doi: 10.3390/s18113795.

[15] M. Kotaru, K. Joshi, D. Bharadia and S. Katti, "SpotFi: Decimeter level localization usingWiFi," ACM SIGCOMM Computer Communication Review, vol. 45, no. 4, pp. 269–282,2015, doi: 10.1145/2785956.2787487

[16] S. Yousefi, H. Narui, S. Dayal, S. Ermon and S. Valaee, "A survey on behavior recognitionusing WiFi channel state information," IEEE Transactions on Mobile Computing, vol. 16,no. 12, pp. 3393–3407, Dec. 2017, doi: 10.1109/TMC.2017.2705669.

[17] Q. Pu, S. Gupta, S. Gollakota and S. Patel, "Whole-home gesture recognition usingwireless signals," Proc. 19th Annu. Int. Conf. Mobile Computing & Networking(MobiCom), pp. 27–38, 2013, doi: 10.1145/2500423.2500436

[18] Y. Wang, J. Liu, Y. Chen, M. Gruteser, J. Yang and H. Liu, "E-eyes: Device-free Location-oriented Activity Identification Using Fine-grained WiFi Signatures," Proceedings of the 20th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom '14), Maui, HI, USA, 2014, pp. 617–628. doi: 10.1145/2639108.2639113

[19] A. Bekkar, B. Hssina, S. Douzi and D. Khadija, "Air-pollution prediction in smart city:Deep learning approach," Journal of Big Data, vol. 8, no. 1, Article 1, Jan. 2021, doi:10.1186/s40537-021-00548-1.

[20] H. Abdelnasser, M. Youssef and K. A. Harras, "WiGest: A ubiquitous WiFi-based gesturerecognition system," IEEE INFOCOM 2015 - IEEE Conference on ComputerCommunications, pp. 1472–1480, 2015, doi: 10.1109/INFOCOM.2015.7218526

[21] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "Long Short-Term Memory," Neural Computation, vol.9, no. 8, pp. 1735–1780, 1997, doi: 10.1162/neco.1997.9.8.1735.

[22] I. Goodfellow, Y. Bengio and A. Courville, Deep Learning. Cambridge, MA, USA: MITPress, 2016.

[23] S. Arshad, C. Feng, R. Yu, and Y. Liu, "Leveraging Transfer Learning in Multiple Human Activity Recognition Using WiFi Signal," in 2019 IEEE 20th International Conference on Information Reuse and Integration for Data Science (IRI), Los Angeles, CA, USA, 2019, pp. 305–312. doi: 10.1109/IRI.2019.00063.

[24] Y. Ma, Y. Wang, W. Wang, and Y. Liu, "WiFi human motion recognition model [Figure]," ResearchGate, 2020. [Online]. Available:https://www.researchgate.net/figure/WiFi-human-motion-recognition-model_fig1_339515285

[25] P. F. Moshiri, R. Shahbazian, M. Nabati, and S. A. Ghorashi, "A CSI-Based Human Activity Recognition Using Deep Learning," Sensors, vol. 21, no. 21, p. 7225, 2021. [Online]. Available: https://doi.org/10.3390/s21217225GHG

[26] W. Wang, A. X. Liu, M. Shahzad, L. Ling, & S. Lu, "Understanding and modeling of WiFi signal based human activity recognition". In Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, pp. 65–75, 2015. ACM. https://doi.org/10.1145/2789168.2790093

[27] W. Wang, A. X. Liu, M. Shahzad, L. Ling, & S. Lu, "Device-Free Human Activity Recognition Using Commercial WiFi Devices," IEEE Journal on Selected Areas in Communications, vol. 35, no. 5, pp. 1118–1131, May 2017. doi: 10.1109/JSAC.2017.2679658

[28] L. Sun, S. Sen, D. Koutsonikolas, & K. H. Kim, "WiDraw: Enabling hands-free drawing in the air on commodity WiFi devices". In Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, pp. 77–89, 2015. ACM. https://doi.org/10.1145/2789168.2790129

[29] Y. Hao, Z. Shi, X. Mu, and Y. Liu, "GraSens: A Gabor Residual Anti-aliasing Sensing Framework for Action Recognition using WiFi," *arXiv preprint arXiv:2205.11945*, May 2022.

[30] J. Geng, D. Huang, and F. De la Torre, "DensePose From WiFi," *arXiv preprint arXiv:2301.00250*, Dec. 2022.