



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ

UNIVERSITY OF PIRAEUS

Πανεπιστήμιο Πειραιώς

Τμήμα Ψηφιακών Συστημάτων

---

## Χωροχρονική Ανάλυση Παικτών Χειροσφαίρισης με Τεχνικές Βαθιάς Μάθησης

---

Κοσμάς Κατσιούλας

Διπλωματική εργασία, υποβληθείσα ως μερική εκπλήρωση των απαιτήσεων για το Μεταπτυχιακό Δίπλωμα Ειδίκευσης (MSc) στα Πληροφοριακά Συστήματα & Υπηρεσίες, με κατεύθυνση Μεγάλα Δεδομένα και Αναλυτική, υπό την επίβλεψη του Καθηγητή Ηλία Μαγκλογιάννη.

Πειραιάς, Φεβρουάριος 2026



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ

---

**UNIVERSITY OF PIRAEUS**

University of Piraeus

Department of Digital Systems

---

# **Spatio-Temporal Analysis of Handball Players using Deep Learning**

---

by

Kosmas Katsioulas

Thesis submitted in partial fulfillment of the requirements for  
the MSc in Information Systems & Services, specializing in  
Big Data and Analytics, under the supervision of  
Professor Ilias Maglogiannis.

Piraeus, February 2026

©2026 – KOSMAS KATSIOULAS

All rights reserved

Η παρούσα διπλωματική εργασία εγκρίνεται από την Εξεταστική Επιτροπή:

**Επιβλέπων Καθηγητής:** Δρ. Ηλίας Μαγκλογιάννης

Καθηγητής, Τμήμα Ψηφιακών Συστημάτων, Πανεπιστήμιο Πειραιώς

**Μέλος 1:** Κωνσταντίνος Δελήμπασης

Καθηγητής Τμήμα Ψηφιακών Συστημάτων, Πανεπιστήμιο Πειραιώς

**Μέλος 2:** Ορέστης Τελέλης

Επίκουρος Καθηγητής, Τμήμα Ψηφιακών Συστημάτων, Πανεπιστήμιο Πειραιώς

**Ημερομηνία Έγκρισης:** 02-02-2026

## Ευχαριστίες

Πρώτα και κύρια, θα ήθελα να εκφράσω την ειλικρινή ευγνωμοσύνη μου προς τον επιβλέποντά μου, Δρ. Ηλία Μαγκλογιάννη, για την ανεκτίμητη καθοδήγηση, τη σταθερή υποστήριξη και τα διορατικά σχόλιά του σε όλη τη διάρκεια αυτής της πορείας. Η επιστημονική του επάρκεια και η διαρκής ενθάρρυνση συνέβαλαν καθοριστικά στην ολοκλήρωση της παρούσας διατριβής.

Επιπλέον, ευχαριστώ θερμά τους συνεπιβλέποντές μου, τον καθηγητή Κωνσταντίνο Δελήμπαση και τον επίκουρο καθηγητή Ορέστη Τελέλη, για τις εποικοδομητικές παρατηρήσεις, τη διαθεσιμότητα και τις εύστοχες προτάσεις τους, οι οποίες βελτίωσαν ουσιαστικά την κατεύθυνση και την ποιότητα της έρευνάς μου.

Στη συνέχεια, με βαθιά εκτίμηση αναγνωρίζω τη στήριξη όλων των μελών του Μεταπτυχιακού Προγράμματος “Πληροφοριακά Συστήματα και Υπηρεσίες” με κατεύθυνση “Μεγάλα Δεδομένα και Αναλυτική” του Πανεπιστημίου Πειραιώς. Το μαθησιακό περιβάλλον, το γόνιμο ακαδημαϊκό κλίμα και οι συνεργασίες που αναπτύχθηκαν υπήρξαν καθοριστικές για την πρόοδό μου. Ιδιαίτερα, θα ήθελα να ευχαριστήσω τους Άρμεν Μοβσεσιάν και Εμμανουήλ Διλμπέρη για τη σταθερή τους παρακίνηση, τις χρήσιμες συμβουλές και τη θετική τους στάση σε όλη τη διάρκεια της προσπάθειας.

Ακόμη, λόγια δεν αρκούν για να εκφράσω την πιο βαθιά μου ευγνωμοσύνη προς τη μητέρα μου, της οποίας η δύναμη και η αξιοπρέπεια στον αγώνα με τον καρκίνο συνεχίζουν να με εμπνέουν κάθε ημέρα. Αν και δεν βρίσκεται πια μαζί μου, η επιμονή και η ανιδιοτελής αγάπη της διαπνέουν κάθε σελίδα αυτής της διατριβής. Της αφιερώνω το παρόν έργο με την ελπίδα ότι αντανακλά την αντοχή που μου δίδαξε.

Τέλος, απευθύνω ένα μεγάλο ευχαριστώ στην οικογένεια και στους στενούς μου φίλους για την υπομονή, την ενθάρρυνση και την πίστη τους σε εμένα. Η στήριξή τους στις στιγμές αμφιβολίας και κούρασης έκανε αυτή την προσπάθεια όχι μόνο εφικτή αλλά και ουσιαστική. Συνεπώς, η επιτυχία αυτή ανήκει σε όλους σας.

## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η τεχνητή νοημοσύνη, η υπολογιστική όραση και η βαθιά μάθηση αλλάζουν τον τρόπο με τον οποίο αναλύονται τα αθλήματα. Παρ' όλα αυτά, στη χειροσφαίριση η αξιοποίησή τους παραμένει σχετικά περιορισμένη. Η παρούσα διπλωματική εργασία προτείνει ένα πρακτικό και αναπαραγωγίμο πλαίσιο που εφαρμόζεται απευθείας σε broadcast video και καλύπτει όλη τη ροή από την ανίχνευση μέχρι την τελική παρουσίαση, μετατρέποντας το ακατέργαστο βίντεο σε τροχιές αναφοράς στο γήπεδο, μετρικές κίνησης και οπτικοποιήσεις.

Αρχικά, το σύστημα ανιχνεύει τους παίκτες με YOLOv8, διατηρεί σταθερές ταυτότητες με DeepSORT και προβάλλει την κίνηση στην τυποποιημένη κάτοψη γηπέδου  $40 \times 20$  m μέσω ομογραφίας, ώστε η κίνηση να περιγράφεται σε μέτρα και όχι σε pixels. Με αυτόν τον τρόπο διευκολύνονται ουσιαστικές συγκρίσεις μεταξύ διαφορετικών φάσεων, ενώ παράγονται θερμικοί χάρτες και συνοπτικά προφίλ κίνησης με σταθερές μονάδες και σαφείς κανόνες ανάγνωσης.

Στη συνέχεια, πάνω στις προβαλλόμενες τροχιές γίνεται αναγνώριση επτά ενεργειών, crossing, defence, dribbling, jumpshot, passing, running και shot, με ερμηνεύσιμα χαρακτηριστικά κίνησης και σύγκριση πολλών ταξινομητών όπως Random Forest, Extra Trees, Gradient Boosting, XGBoost, Logistic Regression και Gaussian Naive Bayes. Η επιλογή αυτής της προσέγγισης δίνει έμφαση στη διαφάνεια και στη σταθερότητα, ειδικά όταν τα διαθέσιμα δεδομένα είναι περιορισμένα.

Τέλος, το πλαίσιο είναι προσαρμοσμένο σε πραγματικές συνθήκες μετάδοσης, αντιμετωπίζοντας απόκρυψη, υψηλή πυκνότητα παικτών και μεταβολές κάμερας, ενώ αναγνωρίζει περιορισμούς όπως η μονοκάμερη λήψη, η ευαισθησία της ομογραφίας στην επιλογή σημείων και η απουσία επίσημων ταυτοτήτων. Συνολικά, παραδίδεται μια αρθρωτή και επεκτάσιμη βάση για ανάλυση χειροσφαίρισης με έμφαση στην αξιοπιστία και στην αναπαραγωγικότητα.

**Λέξεις κλειδιά:** Χειροσφαίριση, Υπολογιστική Όραση, Βαθιά Μάθηση, YOLOv8, DeepSORT, Ομογραφία, Αναγνώριση Ενεργειών, Τροχιές, Θερμικοί Χάρτες, Multi Object Tracking, Random Forest, Extra Trees, Gradient Boosting, XGBoost, Logistic Regression, Gaussian Naive Bayes.

## ABSTRACT

Artificial intelligence, computer vision, and deep learning are transforming sports analytics. However, their adoption in handball remains limited. This thesis presents a practical and reproducible framework that operates directly on broadcast footage and covers the full workflow from detection to final reporting, transforming raw video into court-referenced trajectories, kinematic metrics, and visual summaries.

The system detects players using YOLOv8, maintains stable identities over time with DeepSORT, and projects movement onto a standardized  $40 \times 20$  m handball court using homography. In this way, motion is expressed in meters rather than pixels, enabling more meaningful interpretation and comparisons across different clips. In addition, the framework produces heatmaps and concise movement profiles with consistent units and clear reading rules.

Next, action recognition is performed on the projected trajectories for seven actions: crossing, defence, dribbling, jumpshot, passing, running, and shot. The approach relies on interpretable motion features and evaluates multiple classifiers, including Random Forest, Extra Trees, Gradient Boosting, and XGBoost, aiming for robust performance when the available data are limited.

Finally, the framework is designed for real broadcast conditions and addresses challenges such as occlusions, high player density, and camera variations, while acknowledging key limitations, including the nature of monocular footage, the sensitivity of homography to point selection, and the absence of official player identities. Overall, the work delivers a modular and extensible basis for handball analytics with an emphasis on transparency, reliability, and reproducibility.

**Keywords:** Handball, Computer Vision, Deep Learning, YOLOv8, DeepSORT, Homography, Action Recognition, Trajectories, Heatmaps, Multi Object Tracking, Random Forest, Extra Trees, Gradient Boosting, XGBoost, Logistic Regression, Gaussian Naive Bayes.

## **Περιεχόμενα**

Ευχαριστίες .....	i
Περίληψη.....	ii
Abstract .....	iii
Κατάλογος Σχημάτων .....	iv
Κατάλογος Πινάκων .....	v

## **Κεφάλαιο 1**

<b>Εισαγωγή .....</b>	<b>1</b>
1.1 Επιστημονικό Υπόβαθρο και Κίνητρο Ερευνητικού Έργου .....	1
1.2 Διατύπωση και Οριοθέτηση Προβλήματος .....	2
1.3 Ερευνητικοί Στόχοι .....	3
1.4 Σύνοψη Προτεινόμενου Συστήματος .....	4
1.5 Πεδίο και Περιορισμοί .....	6
1.6 Πολιτική Δεδομένων και Δεοντολογία .....	7
1.7 Αναπαραγωγιμότητα και Ανοικτή Επιστήμη .....	8
1.8 Κίνδυνοι και Μετριάσμος .....	8
1.9 Δομή Ερευνητικού Έργου .....	9

## **Κεφάλαιο 2**

<b>Θεωρητικό Υπόβαθρο και Σχετική Έρευνα .....</b>	<b>11</b>
2.1 Θεμέλια των Sport Analytics .....	11
2.2 Εξέλιξη της Υπολογιστικής Όρασης στον Αθλητισμό .....	12
2.2.1 Από Χειροκίνητη Σήμανση σε Κλασικά Χαρακτηριστικά .....	12
2.2.2 Ορόσημο στη Βαθιά Μάθηση .....	13
2.2.3 Βιομηχανικά Συστήματα .....	14
2.3 Εμπειριστατωμένες Μελέτες στην Ανάλυση Ομαδικών Αθλημάτων.....	15
2.3.1 Ανίχνευση και Παρακολούθηση .....	15
2.3.2 Πόζα, Δράσεις και Τακτική .....	17
2.3.3 Αξιολόγηση: Μετρικές και Έλεγχοι .....	18
2.4 Εφαρμογές στη Χειροσφαίριση .....	19

2.4.1 Μορφές Δεδομένων και Επισημάνσεις (Annotations).....	19
2.4.2 Δημοφιλή Σύνολα Αθλητικών Δεδομένων .....	21
2.4.3 Ιδιαιτερότητες Αθλήματος .....	22
2.4.4 Σχετικές Μελέτες των Ινασιέ–Kos και Συνεργατών (2019, 2023).....	22
2.5 Η Χειροσφαίριση ως Αντικείμενο Οπτικής Ανάλυσης .....	24
2.6 Κενά Βιβλιογραφίας και Κατεύθυνση Έργου .....	25

### **Κεφάλαιο 3**

<b>Μεθοδολογικό Πλαίσιο και Αρχιτεκτονική Συστήματος .....</b>	<b>26</b>
3.1 Αρχιτεκτονική και Ροή του Αναλυτικού Συστήματος .....	26
3.2 Ροή Δεδομένων .....	28
3.3 Προεπεξεργασία Βίντεο .....	30
3.4 Ανίχνευση Παικτών με YOLOv8 .....	31
3.5 Multi-Player Tracking με DeepSORT .....	32
3.6 Χωρική Βαθμονόμηση με Ομογραφία .....	34
3.7 Εξομάλυνση Τροχιών και Κινηματικά Μεγέθη .....	35
3.8 Ταξινόμηση Ενεργειών .....	37
3.9 Υλοποίηση Ερευνητικού Έργου .....	39

### **Κεφάλαιο 4**

<b>Περιγραφή Συνόλου Δεδομένων και Μεθοδολογία Προεπεξεργασίας .....</b>	<b>40</b>
4.1 Επισκόπηση του UNIRI-HBD .....	40
4.2 Σχήμα Επισημάνσεων (Annotations) και Εσωτερική Κανονικοποίηση.....	41
4.3 Διαχωρισμοί (splits) .....	41
4.4 Κανονικοποίηση Βίντεο .....	42
4.5 Καθαρισμός των Επισημάνσεων .....	42
4.6 Ανισορροπία Κλάσεων .....	43
4.7 Ενίσχυση Δεδομένων (Data Augmentation).....	43
4.8 Σημεία Αναφοράς για Ομογραφία .....	44

## Κεφάλαιο 5

<b>Πειραματικό Πρωτόκολλο και Μετρικές Αξιολόγησης</b> .....	45
5.1 Ερευνητικά Ερωτήματα και Υποθέσεις .....	46
5.2 Δεδομένα και Διαχωρισμοί .....	47
5.3 Προεπεξεργασία και Ομοιομορφία Εισόδου .....	47
5.4 Υλοποίηση Ανίχνευσης (YOLOv8) .....	48
5.5 Υλοποίηση Παρακολούθησης (DeepSORT) .....	49
5.6 Ομογραφία και Προβολή στην Κάτοψη του Γηπέδου.....	50
5.7 Υπολογισμός Κινηματικών Μεγεθών και Εξομάλυνση .....	51
5.8 Διαδικασίες Αξιολόγησης και Αναφοράς Μετρικών .....	52
5.9 Μελέτη Ablation .....	53

## Κεφάλαιο 6

<b>Αποτελέσματα Ερευνητικού Έργου</b> .....	55
6.1 Εξερευνητική Ανάλυση Δεδομένων (EDA).....	55
6.2 Στατιστικά Συνόλου και Γεωμετρία Πλαισίων .....	56
6.2.1 Μέγεθος και Ισορροπία Συνόλου .....	56
6.2.2 Διάρκεια Κλιπ .....	58
6.2.3 Πυκνότητα Ανιχνεύσεων .....	59
6.2.4 Γεωμετρία Πλαισίων ( BBox).....	60
6.2.5 Ποιότητα Ανίχνευσης (Confidence).....	62
6.2.6 Οπτικός Ποιοτικός Έλεγχος .....	63
6.3 Ανίχνευση Παικτών με YOLOv8 .....	66
6.3.1 Προσέγγιση Fine-Tuning .....	67
6.3.2 Καμπύλες Εκπαίδευσης και Σύγκλιση .....	68
6.3.3 Βελτιστοποίηση Κατωφλίου Εμπιστοσύνης .....	68
6.3.4 Ποσοτική αποτίμηση στο σύνολο επικύρωσης (validation) (TP, FP, FN).....	69
6.3.5 Ερμηνεία – Ισχυρά σημεία και σφάλματα .....	69
6.4 Αξιολόγηση Παρακολούθησης με DeepSORT .....	70
6.4.1 Ρύθμιση Πειράματος .....	71
6.4.2 Συγκεντρωτικά Αποτελέσματα MOT .....	72
6.4.3 Συγκεντρωτικά Αποτελέσματα Ανά Κλιπ .....	73

6.4.4 Ταχύτητες Κίνησης και Έλεγχος Ομογραφίας .....	75
6.4.5 Μελέτη Ευαισθησίας – Επίδραση Αραίωσης Καρέ .....	78
6.4.6 Συνολική Εικόνα .....	80
6.5 Ταξινόμηση Ενεργειών Ανά Κλιπ.....	81
6.5.1 Περιγραφή Πειράματος .....	81
6.5.2 Συνολικά Αποτελέσματα Ταξινόμησης .....	83
6.5.3 Ερμηνεία Random Forest Ανά Ενέργεια .....	84
6.5.4 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών .....	87
6.5.5 Επιπτώσεις της Ανισορροπίας .....	89
6.6 Σύγκριση των Πειραμάτων με τη Βιβλιογραφία.....	90
6.6.1 Σκοπός και Πηγές Σύγκρισης.....	90
6.6.2 Σύνοψη Αποτελεσμάτων .....	91
6.6.3 Σύγκριση στο Στάδιο Ανίχνευσης.....	93
6.6.4 Σύγκριση στο Στάδιο Παρακολούθησης.....	94
6.6.5 Σύγκριση στη Χωρική Χαρτογράφηση και στις Μετρικές (σε Μέτρα).....	95
6.6.6 Σύγκριση στην Αναγνώριση Ενεργειών.....	96
6.6.7 Συνολική Τοποθέτηση.....	97

## **Κεφάλαιο 7**

<b>Περιορισμοί, Εγκυρότητα και Ασφαλής Χρήση Αποτελεσμάτων.....</b>	<b>98</b>
7.1 Περιορισμοί Δεδομένων .....	98
7.2 Περιορισμοί Μεθόδων .....	99
7.3 Εξωτερική Εγκυρότητα .....	100
7.4 Συζήτηση και Περιορισμοί Σύγκρισης με τη Βιβλιογραφία .....	101

## **Κεφάλαιο 8**

<b>Συμπεράσματα και Μελλοντική Εργασία .....</b>	<b>103</b>
8.1 Κύριες Συνεισφορές .....	103
8.2 Πρακτική Αξία για Αναλυτή και Προπονητή .....	104
8.3 Μελλοντικές Προοπτικές .....	105
8.4 Σύνοψη Ερευνητικού Έργου .....	106

<b>Βιβλιογραφία .....</b>	<b>107</b>
---------------------------	------------

# Κατάλογος Σχημάτων

## Κεφάλαιο 1

Εικόνα 1.1 – Οπτικοποίηση Ανάλυσης Φάσης με Υπολογιστική Όραση στο Handball.....2

Εικόνα 1.2 – Επισκόπηση Συστήματος.....5

## Κεφάλαιο 2

Εικόνα 2.1 – Timeline Υπολογιστικής Όρασης στον Αθλητισμό .....15

## Κεφάλαιο 3

Εικόνα 3.1 – Ολοκληρωμένη Ροή Επεξεργασίας του Συστήματος.....28

Εικόνα 3.2 – Συνοπτική Επισκόπηση End-to-End Pipeline.....28

## Κεφάλαιο 6

Εικόνα 6.1 – Κατανομή Πλαισίων της κλάσης “player” Ανά Κατηγορία Ενέργειας .....58

Εικόνα 6.2 – Διάρκεια Κλιπ (Frames per Clip) .....59

Εικόνα 6.3 – Διάρκεια κλιπ ανά Action.....59

Εικόνα 6.4 – Ιστόγραμμα Λόγου Πλευρών BBox (w/h) .....61

Εικόνα 6.5 – Κατανομή Πλάτους Πλαισίων BBox (px) .....62

Εικόνα 6.6 – Ιστόγραμμα Τιμών Confidence.....63

Εικόνα 6.7 – Ενδεικτικό Καρέ Με Ανιχνεύσεις Player (Overlay Πλαισίων BBox) .....64

Εικόνα 6.8 – Μοντάζ Ενδεικτικών καρέ με Πλαίσια “player” .....65

Εικόνα 6.9 – Μετρικές MOT Ανά Κλιπ (MOTA, IDF1, Precision, Recall) .....73

Εικόνα 6.10 – MOTA ανά κλιπ .....	74
Εικόνα 6.11 – Ιστόγραμμα μέσης ταχύτητας Ανά ID (m/s) .....	76
Εικόνα 6.12 – Καρέ από broadcast βίντεο για τη χωρική ομογραφία .....	77
Εικόνα 6.13 – Θερμικός χάρτης χωρικής κατανομής παικτών στο γήπεδο.....	78
Εικόνα 6.14 – Μέση ταχύτητα έναντι frame step με κλιμακωμένο max_age.....	80
Εικόνα 6.15 – Κατανομή Κλιπ Ανά Κατηγορία Ενέργειας.....	82
Εικόνα 6.16 – Confusion matrix: Random Forest στο test set.....	87
Εικόνα 6.17 – Σημαντικά χαρακτηριστικά από Random Forest.....	88

# Κατάλογος Πινάκων

## Κεφάλαιο 1

Πίνακας 1.1 – Χαρτογράφηση Προβλήματος σε Μέθοδο και Έξοδο.....	10
---	----

## Κεφάλαιο 3

Πίνακας 3.1 – Χαρακτηριστικά Ανίχνευσης ανά Κλιπ.....	38
---	----

## Κεφάλαιο 6

Πίνακας 6.1 – Στατιστικά Ανά Ενέργεια .....	57
---	----

Πίνακας 6.2 – Στατιστικά Γεωμετρίας Πλαισίων (BBox).....	61
--	----

Πίνακας 6.3 – Χρήσιμα Στατιστικά για το Σύνολο Δεδομένων .....	66
--	----

Πίνακας 6.4 – Επίδοση Ανιχνευτή (Epoch, Precision, Recall, mAP) .....	68
---	----

Πίνακας 6.5 – Συνολικά Αποτελέσματα Παρακολούθησης DeepSORT σε 7 Κλιπ .....	72
---	----

Πίνακας 6.6 – Μετρικές MOT ανά Κλιπ.....	74
--	----

Πίνακας 6.7 – Αραίωση καρέ και Μέση Ταχύτητα (Σε 3 Κλιπ) .....	79
--	----

Πίνακας 6.8 – Μετρικές Ταξινόμησης Ανά Μοντέλο .....	83
--	----

Πίνακας 6.9 – Random Forest Ανά Ενέργεια.....	84
---	----

Πίνακας 6.10 – Σύγκριση με Σχετικές Μελέτες.....	92
--	----

# Κεφάλαιο 1

## Εισαγωγή

### 1.1 Επιστημονικό Υπόβαθρο και Κίνητρο Ερευνητικού Έργου

Την τελευταία εικοσαετία ο αθλητισμός μετακινήθηκε από τη διαίσθηση και τα χειρόγραφα στατιστικά σε προσεγγίσεις που βασίζονται σε δεδομένα. Η υπολογιστική όραση και η βαθιά μάθηση επιτρέπουν ανάλυση απευθείας από το βίντεο ενός αγώνα. Οι παίκτες ανιχνεύονται, η κίνησή τους παρακολουθείται στον χρόνο και οι θέσεις τους αντιστοιχίζονται στην κάτοψη του γηπέδου. Η μηχανική μάθηση δεν αντικαθιστά τον προπονητή. Παρέχει αξιόπιστη και αναπαραγωγίμη πληροφόρηση, η οποία συνδυάζεται με την εμπειρία και την κρίση του τεχνικού επιτελείου.

Η στροφή αυτή είναι ήδη εμφανής σε πολλά αθλήματα. Στο μπέιζμπολ η προσέγγιση Moneyball ανέδειξε δείκτες που βοήθησαν στη μείωση του κόστους ανά νίκη και στην ανάδειξη παικτών που ήταν υποτιμημένοι από τα παραδοσιακά κριτήρια. Στο ποδόσφαιρο τα expected goals (xG) συνέβαλαν στον διαχωρισμό της τύχης από την ποιότητα των τελικών προσπαθειών και υποστήριξαν πιο στοχευμένο σχεδιασμό επίθεσης. Στο μπάσκετ, συστήματα παρακολούθησης όπως το SportVU, σε συνδυασμό με αναλυτικές προσεγγίσεις τύπου Moneyball, ανέδειξαν πώς η επιλογή σουτ από ζώνες υψηλής απόδοσης μπορεί να αλλάξει την τακτική. Στο τένις, το Hawk-Eye πρόσφερε αντικειμενική εκτίμηση της τροχιάς της μπάλας, ενισχύοντας τόσο τη διαιτησία όσο και την προπονητική ανάλυση.

Η χειροσφαίριση είναι πιο απαιτητική για αυτοματοποιημένη ανάλυση. Το γήπεδο είναι μικρό, η πυκνότητα των παικτών είναι υψηλή και οι επικαλύψεις είναι συχνές. Επιπλέον, η μπάλα είναι μικρή και κινείται γρήγορα, ενώ η κάμερα αλλάζει συχνά ζουμ και γωνία λήψης. Η χειροκίνητη σήμανση δεδομένων είναι χρονοβόρα και συχνά ασυνεπής, ενώ η χρήση φορετών αισθητήρων δεν είναι πάντα πρακτική σε πραγματικές συνθήκες. Στόχος της παρούσας εργασίας είναι η προσαρμογή ώριμων τεχνικών στη χειροσφαίριση με τρόπο απλό, διαφανή και αναπαραγωγίμο. Η διαδικασία εκκινεί από υλικό μετάδοσης που ήδη διαθέτουν οι ομάδες και καταλήγει σε σαφείς απεικονίσεις, οι οποίες μπορούν να στηρίζουν τη λήψη προπονητικών αποφάσεων.

Στο πλαίσιο αυτό, η εργασία οργανώνεται ως μια ολοκληρωμένη ροή επεξεργασίας, από το ακατέργαστο broadcast βίντεο έως τις τελικές αναφορές. Κεντρική ιδέα είναι οι τροχιές να εκφράζονται σε συντεταγμένες γηπέδου και σε μέτρα. Με αυτόν τον τρόπο, οι μετρικές κίνησης και η αναγνώριση ενεργειών γίνονται πιο κατανοητές και πιο χρήσιμες στην πράξη, ακόμη και σε ρεαλιστικές συνθήκες μετάδοσης.



Εικόνα 1.1 - Οπτικοποίηση Ανάλυσης Φάσης με Υπολογιστική Όραση στο Handball.

## 1.2 Διατύπωση και Οριοθέτηση Προβλήματος

Οι περισσότερες λύσεις στην ανάλυση αθλημάτων έχουν σχεδιαστεί για σκηνές με υψηλή ορατότητα και σχετικά σταθερή γεωμετρία κάμερας. Στη χειροσφαίριση ισχύει συχνά το αντίθετο. Το οπτικό πεδίο είναι περιορισμένο, οι παίκτες κινούνται σε μικρές αποστάσεις, οι επικαλύψεις είναι συνεχείς και η μπάλα είναι μικρή και ταχύτατη, ενώ το ζουμ της κάμερας μεταβάλλεται συχνά. Οι συνθήκες αυτές προκαλούν σφάλματα στην ανίχνευση και αλλαγές ταυτότητας κατά την παρακολούθηση, με αποτέλεσμα την παραγωγή αποσπασματικών τροχιών, οι οποίες είναι δύσκολες στην ερμηνεία. Ακόμη όμως και όταν οι τροχιές ανακτηθούν σωστά, η περιγραφή τους σε εικονοστοιχεία δεν επιτρέπει αξιόπιστη σύγκριση ανάμεσα σε διαφορετικά κλιπ ή αγώνες. Για να αποκτήσουν οι μετρήσεις σταθερό

νόημα, απαιτείται προβολή της κίνησης στην κάτοψη του γηπέδου μέσω ομογραφίας, ώστε οι αποστάσεις και οι ταχύτητες να εκφράζονται σε μέτρα.

Ο στόχος της εργασίας είναι διπλός. Πρώτον, να επιτευχθεί αξιόπιστη ανίχνευση και παρακολούθηση σε σκηνές υψηλής πυκνότητας παικτών. Δεύτερον, να πραγματοποιηθεί χωρική τυποποίηση στην κάτοψη του γηπέδου, ώστε οι μετρήσεις να είναι σταθερές και αξιοποιήσιμες. Η προτεινόμενη προσέγγιση συνδέει κάθε κύριο ζήτημα με τη μέθοδο που το αντιμετωπίζει. Η ανίχνευση υλοποιείται με YOLOv8, η παρακολούθηση με DeepSORT και η βαθμονόμηση του επιπέδου μέσω ομογραφίας. Οι δείκτες που παράγονται βασίζονται σε κινηματικά μεγέθη και σε λιτές οπτικοποιήσεις, όπως τροχιές στην κάτοψη και θερμοκοί χάρτες, ώστε η πληροφορία να είναι άμεσα αναγνώσιμη. Στο τέλος του κεφαλαίου παρατίθεται συνοπτικός πίνακας που αντιστοιχίζει προβλήματα και μεθόδους, για γρήγορη αναφορά.

Η εργασία βασίζεται σε υλικό μετάδοσης με μονοκάμερη λήψη και δεν αξιοποιεί φορετούς αισθητήρες. Εστιάζει στην ανίχνευση παικτών, στη διατήρηση ταυτότητας κατά την παρακολούθηση και στην εκτίμηση ομογραφίας για την προβολή της κίνησης στην κάτοψη. Η αναγνώριση ενεργειών εφαρμόζεται πάνω στις τροχιές με ερμηνεύσιμα χαρακτηριστικά κίνησης και απλούς ταξινομητές, ώστε τα αποτελέσματα να είναι σαφή και αναπαραγώγιμα σε συνθήκες μετάδοσης. Εκτός πεδίου τίθενται τα πολυκάμερα συστήματα και η πλήρης αναγνώριση τακτικών σχηματισμών.

### 1.3 Ερευνητικοί Στόχοι

Η εργασία στοχεύει να γεφυρώσει τη θεωρία με την πράξη, καταλήγοντας σε ένα συνεκτικό αποτέλεσμα για ανάλυση χειροσφαίρισης με μονοκάμερη λήψη. Οι στόχοι οργανώνονται σε τέσσερα βήματα.

- **Χαρτογράφηση πεδίου:** Πραγματοποιείται συστηματική ανασκόπηση σχετικών προσεγγίσεων σε ομαδικά αθλήματα κλειστού χώρου, με έμφαση στην ανίχνευση, την παρακολούθηση, τη χωρική βαθμονόμηση και τη βασική τακτική ανάγνωση. Καταγράφονται κενά και καλές πρακτικές που μπορούν να μεταφερθούν στη χειροσφαίριση.

- **Ανθεκτικός ανιχνευτής παικτών για συνθήκες μετάδοσης:** Αναπτύσσεται και εκπαιδεύεται ανιχνευτής για την κλάση παίκτης, με στοχευμένες επαυξήσεις δεδομένων όπως μεταβολές φωτεινότητας, ήπιες γεωμετρικές αλλαγές και θόλωση κίνησης, ώστε να αποδίδει σε τυπικές συνθήκες τηλεοπτικής κάλυψης.
- **Παρακολούθηση με συνεπείς ταυτότητες:** Ενσωματώνεται μέθοδος παρακολούθησης πάνω στις ανιχνεύσεις με DeepSORT, με στόχο τη διατήρηση ταυτοτήτων και τη δημιουργία συνεκτικών τροχιών, ακόμη και σε σκηνές υψηλής πυκνότητας παικτών.
- **Χωρική τυποποίηση, αναγνώριση Ενεργειών και απλές απεικονίσεις:** Εφαρμόζεται ομογραφία για την προβολή των ανιχνεύσεων στην κάτοψη του γηπέδου. Από τις τροχιές εξάγονται ερμηνεύσιμα χαρακτηριστικά κίνησης και πραγματοποιείται αναγνώριση ενεργειών με απλούς δένδροειδείς ταξινομητές. Τέλος, παράγονται κατανοητές αναφορές, όπως θερμικοί χάρτες, διαγράμματα τροχιών και συνοπτικά προφίλ κίνησης, που μπορούν να υποστηρίξουν προπονητικές αποφάσεις.

Η βασική συνεισφορά της εργασίας είναι ένας απλός και αναπαραγωγίμος end-to-end pipeline για χειροσφαίριση μονοκάμερας, ο οποίος ενώνει ανίχνευση, παρακολούθηση, προβολή σε συντεταγμένες γηπέδου και ερμηνεύσιμη αναγνώριση ενεργειών. Η αξιολόγηση πραγματοποιείται σε ρεαλιστικές συνθήκες μετάδοσης, ώστε να αναδειχθούν τόσο τα δυνατά σημεία όσο και οι περιορισμοί της προσέγγισης.

## 1.4 Σύνοψη Προτεινόμενου Συστήματος

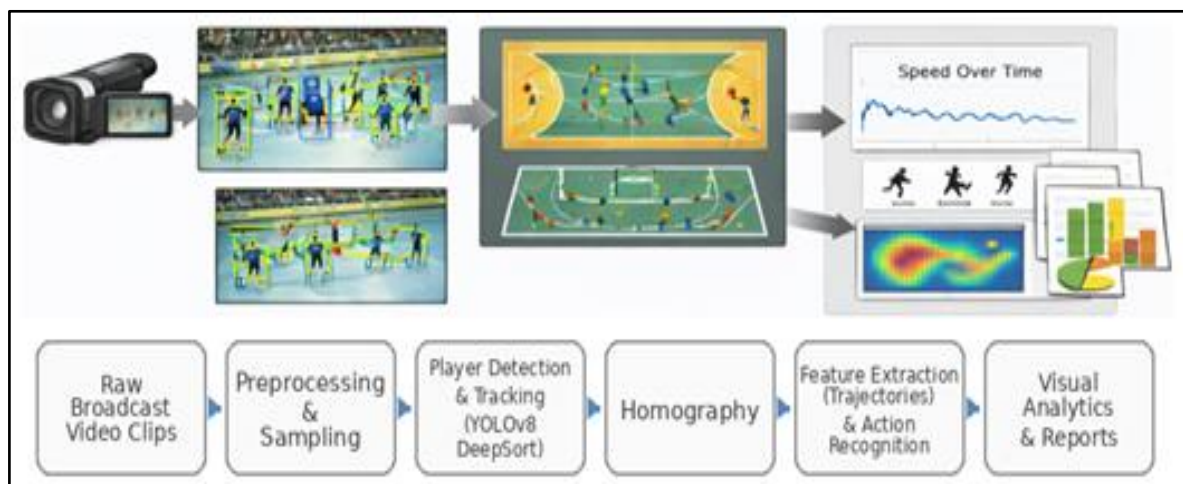
Η αλυσίδα επεξεργασίας είναι ευθύγραμμη και διαφανής. Κάθε καρέ περνά από τον ανιχνευτή YOLOv8, ο οποίος επιστρέφει ορθογώνια πλαίσια για τους παίκτες και βαθμολογία εμπιστοσύνης. Οι ανιχνεύσεις τροφοδοτούν τον ιχνηλάτη DeepSORT, ώστε να διατηρούνται σταθερές ταυτότητες στον χρόνο και να προκύπτουν συνεκτικές τροχιές, ακόμη και σε περιπτώσεις επικαλύψεων. Στη συνέχεια, οι θέσεις προβάλλονται στην κάτοψη του γηπέδου μέσω ομογραφίας, η οποία εκτιμάται από χαρακτηριστικά σημεία του γηπέδου. Πάνω στην τυποποιημένη γεωμετρία υπολογίζονται ταχύτητα, επιτάχυνση και

διανυθείσα απόσταση σε μέτρα, ενώ παράγονται οπτικοποιήσεις όπως τροχιές, θερμικοί χάρτες και συνοπτικά προφίλ κίνησης. Τέλος, από τις τροχιές εξάγονται ερμηνεύσιμα χαρακτηριστικά κίνησης και πραγματοποιείται αναγνώριση ενεργειών με απλούς δένδροειδείς ταξινομητές, ώστε το αποτέλεσμα να παραμένει κατανοητό και αναπαραγώγιμο.

Για συνέπεια στη ροή, το κατώφλι εμπιστοσύνης του ανιχνευτή καθορίζεται μία φορά σε σύνολο ανάπτυξης και παραμένει σταθερό σε όλα τα πειράματα.

Η ροή εργασίας οργανώνεται σε τέσσερα βήματα:

1. Είσοδος καρέ και ανίχνευση με YOLOv8.
2. Παρακολούθηση με DeepSORT και διατήρηση ταυτότητας.
3. Εκτίμηση ομογραφίας και προβολή στην κάτοψη.
4. Υπολογισμός δεικτών, παραγωγή οπτικοποιήσεων και αναγνώριση ενεργειών.



Εικόνα 1.2 - Επισκόπηση Συστήματος

Η παραπάνω ροή αποτελεί τον πυρήνα της συνεισφοράς της εργασίας και οργανώνεται γύρω από τέσσερις άξονες, οι οποίοι αντιστοιχούν στα κεντρικά ερευνητικά ερωτήματα. Πρώτον, το RQ1 εξετάζει αν ένα πλήρες end-to-end pipeline μπορεί να μετατρέπει broadcast βίντεο σε συνεκτικές τροχιές, μετρικές και οπτικοποιήσεις, υπό ρεαλιστικές συνθήκες. Δεύτερον, το RQ2 αφορά τη χωρική βαθμονόμηση μέσω ομογραφίας, ώστε η κίνηση να εκφράζεται

σε μέτρα πάνω σε τυποποιημένη κάτοψη  $40 \times 20$  m και να καθίστανται δυνατές ουσιαστικές συγκρίσεις μεταξύ κλιπ. Τρίτον, το RQ3 εστιάζει στην αναγνώριση ενεργειών με ερμηνεύσιμα χαρακτηριστικά που προκύπτουν από τις ανιχνεύσεις και τις τροχιές, σε συνδυασμό με δενδροειδείς ταξινομητές, με στόχο διαφανή και σταθερά αποτελέσματα. Τέταρτον, το RQ4 εξετάζει την αξιολόγηση του συστήματος σε πραγματικές συνθήκες μετάδοσης, ώστε να καταγραφούν τόσο η αποτελεσματικότητά του όσο και οι βασικοί περιορισμοί του, όπως αποκρύψεις, υψηλή πυκνότητα παικτών, μεταβολές κάμερας και ευαισθησία της ομογραφίας στην επιλογή σημείων.

Με βάση αυτή τη διάρθρωση, τα επόμενα κεφάλαια παρουσιάζουν τη μεθοδολογία και τα αποτελέσματα ανά άξονα, ενώ όπου είναι εφικτό ακολουθεί άμεση σύγκριση με τη σχετική βιβλιογραφία.

## 1.5 Πεδίο και Περιορισμοί

Το σύστημα βασίζεται σε υλικό από μία κάμερα και εκτελείται εκτός πραγματικού χρόνου. Η είσοδος είναι broadcast βίντεο και δεν χρησιμοποιούνται φορητοί αισθητήρες. Ο ανιχνευτής εκπαιδεύεται αποκλειστικά για την κλάση παίκτης, άρα δεν γίνεται ανίχνευση μπάλας ή άλλων οντοτήτων του αγώνα. Επιπλέον, δεν υπάρχουν επίσημες ετικέτες ταυτότητας παικτών, επομένως η αξιολόγηση της παρακολούθησης γίνεται σε επίπεδο κλιπ με μετρικές όπως MOTA και IDF1 (μετρικές αξιολόγησης παρακολούθησης) και αποτυπώνει τη συνολική συνέπεια των τροχιών στο συγκεκριμένο υλικό.

Το σύνολο ενεργειών περιλαμβάνει crossing, defence, dribbling, jumpshot, passing, running και shot. Η κατανομή των κλάσεων είναι άνιση και αντιμετωπίζεται με στοχευμένη δειγματοληψία και στάθμιση κατά την εκπαίδευση, ώστε να περιορίζεται η μεροληψία προς τις συχνότερες ενέργειες. Παρ' όλα αυτά, η ανισορροπία παραμένει βασική δυσκολία και επηρεάζει την αξιοπιστία της αναγνώρισης, ιδιαίτερα για τις πιο σπάνιες κατηγορίες. Επίσης, η αναγνώριση βασίζεται σε χαρακτηριστικά που προκύπτουν από τροχιές, χωρίς πρόσθετα σήματα όπως πληροφορία μπάλας ή λεπτομερές pose, κάτι που περιορίζει την ικανότητα διάκρισης ενεργειών με παρόμοια κίνηση.

Η ομογραφία υπολογίζεται από χειροκίνητα επιλεγμένα σημεία του γηπέδου. Η ακρίβεια εξαρτάται από την ποιότητα των σημείων και τη χωρική τους διασπορά, καθώς και από παραμορφώσεις φακού και μεταβολές ζουμ. Σφάλματα σε αυτό το στάδιο μεταφέρονται στις αποστάσεις και στις ταχύτητες που υπολογίζονται στην κάτοψη και επηρεάζουν τις κινηματικές μετρικές και τις οπτικοποιήσεις. Σε πλάνα με έντονη κίνηση κάμερας ή μεγάλη απόκρυψη, μπορεί να εμφανιστούν επιπλέον αποκλίσεις λόγω αστάθειας στη βαθμονόμηση και λόγω λαθών στην παρακολούθηση, όπως αλλαγές ταυτότητας.

Εκτός πεδίου βρίσκονται πολυκάμερα συστήματα, λειτουργία σε πραγματικό χρόνο και πλήρης ανάλυση ρόλων ή τακτικών σχηματισμών. Η γενίκευση του συστήματος σε διαφορετικές διοργανώσεις, διαφορετικές γωνίες λήψης ή διαφορετική ποιότητα μετάδοσης δεν θεωρείται δεδομένη και απαιτεί πρόσθετη αξιολόγηση.

Ως άμεσες κατευθύνσεις για μελλοντική εργασία προτείνονται ανιχνευτής μπάλας, ισχυρότερα μοντέλα επαναταυτοποίησης παικτών και βελτιώσεις που ενισχύουν τη σταθερότητα σε broadcast, όπως αντιστάθμιση κίνησης κάμερας, καλύτερος χειρισμός αποκρύψεων και πιο ανθεκτική διαδικασία βαθμονόμησης.

## **1.6 Πολιτική Δεδομένων και Δεοντολογία**

Το υλικό της εργασίας χρησιμοποιείται αποκλειστικά για ερευνητικούς και εκπαιδευτικούς σκοπούς, σύμφωνα με τους όρους διάθεσής του. Η επεξεργασία περιορίζεται σε πληροφορία που προκύπτει από δημόσιο υλικό μετάδοσης και δεν περιλαμβάνει προσπάθεια αναγνώρισης προσώπων ή συλλογής ευαίσθητων προσωπικών δεδομένων. Το σύστημα δεν αποσκοπεί στον χαρακτηρισμό ατόμων εκτός του αγωνιστικού πλαισίου, αλλά στην παραγωγή δεικτών που υποστηρίζουν την ανάλυση παιχνιδιού και την κατανόηση της κίνησης σε επίπεδο αγώνα και ομάδας.

Για λόγους δεοντολογίας και ελαχιστοποίησης κινδύνου, τα αποτελέσματα παρουσιάζονται ως μετρικές κίνησης, τροχιές και οπτικοποιήσεις, χωρίς να επιχειρείται σύνδεση με πραγματική ταυτότητα αθλητή. Οποιαδήποτε πρακτική εφαρμογή της μεθόδου οφείλει να συμμορφώνεται με την ισχύουσα νομοθεσία προστασίας δεδομένων και με τις πολιτικές των

διοργανώσεων και των συλλόγων, τόσο ως προς τη χρήση του βίντεο όσο και ως προς τη διάθεση των παραγόμενων αναφορών.

## **1.7 Αναπαραγωγιμότητα και Ανοικτή Επιστήμη**

Η εργασία δίνει έμφαση στην αναπαραγωγιμότητα, με σαφή τεκμηρίωση της προεπεξεργασίας, των ρυθμίσεων εκπαίδευσης και των κατωφλίων αξιολόγησης, ώστε τρίτοι να μπορούν να επαναλάβουν τα πειράματα και να ελέγξουν τα αποτελέσματα. Οι βασικές επιλογές παραμέτρων καθορίζονται σε σύνολο ανάπτυξης και στη συνέχεια παραμένουν σταθερές σε όλα τα πειράματα, ώστε οι συγκρίσεις να είναι δίκαιες και να αποφεύγονται αυθαίρετες προσαρμογές ανά περίπτωση.

Ο κώδικας οργανώνεται σε απλές, ανεξάρτητες ενότητες με καθορισμένες εισόδους και εξόδους, ώστε η ροή να είναι καθαρή και εύκολα επεκτάσιμη. Οι διαδρομές αρχείων και οι βασικές ρυθμίσεις είναι παραμετροποιημένες, έτσι ώστε ο ίδιος κώδικας να μπορεί να εκτελεστεί τόσο σε κοινόχρηστα περιβάλλοντα όπως το Google Colab όσο και σε τοπικά μηχανήματα, χωρίς να απαιτούνται αλλαγές στη λογική ή στη δομή της υλοποίησης.

## **1.8 Κίνδυνοι και Μετριάσμος**

Η ανάλυση βίντεο στη χειροσφαίριση επηρεάζεται από θόρυβο στις επισημάνσεις, περιορισμένο οπτικό πεδίο, παραμορφώσεις φακού, αλλαγές ταυτότητας κατά την παρακολούθηση και σφάλματα ομογραφίας, τα οποία μεταφέρονται σε αποστάσεις και ταχύτητες. Για τον λόγο αυτό, οι βασικοί κίνδυνοι αντιμετωπίζονται σταδιακά, με μέτρα ελέγχου σε κάθε στάδιο της ροής.

Στην ανίχνευση χρησιμοποιείται σταθερό κατώφλι εμπιστοσύνης, το οποίο ορίζεται μία φορά σε σύνολο ανάπτυξης και παραμένει ίδιο σε όλα τα πειράματα. Οι επισημάνσεις ελέγχονται πριν την εκπαίδευση με κανόνες συνέπειας και με βασική ανασκόπηση δειγμάτων, ώστε να περιορίζονται προφανή σφάλματα και ασυνέπειες. Στην παρακολούθηση επιλέγονται συντηρητικές ρυθμίσεις, ώστε να υπάρχει ανοχή σε χαμένα

καρέ και αντιστοίχιση που αξιοποιεί τόσο γεωμετρική επικάλυψη όσο και χαρακτηριστικά εμφάνισης, με στόχο να μειώνονται οι αλλαγές ταυτότητας και οι αποσπασματικές τροχιές.

Για να μην ενισχύεται ο θόρυβος όταν μετατρέπουμε θέσεις σε παράγωγα μεγέθη, οι τροχιές υφίστανται ήπια εξομάλυνση πριν από τον υπολογισμό ταχύτητας και επιτάχυνσης. Επιπλέον, μικρά κενά συμπληρώνονται με γραμμική παρεμβολή μέχρι ένα ανώτατο όριο διάρκειας, ώστε να διατηρείται η συνέχεια χωρίς να αλλοιώνεται η συνολική κίνηση.

Η ομογραφία εκτιμάται από σημεία με ευρεία χωρική διασπορά στο γήπεδο και ελέγχεται με σφάλμα επαναπροβολής σε ανεξάρτητα σημεία, ώστε να αποφεύγονται λύσεις που ταιριάζουν μόνο τοπικά. Όταν αλλάζει το πλάνο ή το ζουμ, πραγματοποιείται επανεκτίμηση, ώστε η προβολή στην κάτοψη να παραμένει σταθερή και οι μετρικές να μην επηρεάζονται από μεταβολές της κάμερας.

## 1.9 Δομή Ερευνητικού Έργου

Η διπλωματική εργασία οργανώνεται σε οκτώ κεφάλαια και ακολουθεί μια συνεκτική πορεία από το θεωρητικό πλαίσιο μέχρι την εφαρμογή και την αξιολόγηση. Στόχος είναι να φαίνεται καθαρά τι πρόβλημα λύνει κάθε κεφάλαιο και πώς συνδέεται με τα ερευνητικά ερωτήματα.

Το Κεφάλαιο 2 παρουσιάζει το υπόβαθρο και τους βασικούς ορισμούς, μαζί με στοχευμένη επισκόπηση της βιβλιογραφίας σε ανίχνευση, παρακολούθηση πολλαπλών αντικειμένων, χωρική βαθμονόμηση και αναγνώριση ενεργειών. Παράλληλα, αναδεικνύονται οι προκλήσεις του broadcast υλικού στη χειροσφαίριση και αιτιολογείται η επιλογή μιας πρακτικής και ερμηνεύσιμης προσέγγισης.

Το Κεφάλαιο 3 περιγράφει αναλυτικά τη μεθοδολογία και την αρχιτεκτονική του συστήματος. Παρουσιάζεται η ροή από καρέ σε ανιχνεύσεις, από ανιχνεύσεις σε τροχιές και από τροχιές σε μετρικές και οπτικοποιήσεις. Εξηγούνται οι βασικές επιλογές για YOLOv8, DeepSORT και ομογραφία, καθώς και ο τρόπος με τον οποίο παράγονται οι δείκτες κίνησης και οι τελικές αναφορές.

Το Κεφάλαιο 4 τεκμηριώνει το dataset και την προεπεξεργασία. Περιγράφονται η δομή των κλιπ, οι κανόνες σχολιασμού, οι έλεγχοι ποιότητας και η οργάνωση των αρχείων, ώστε να είναι σαφές πώς παράγονται τα δεδομένα εκπαίδευσης και αξιολόγησης. Παρουσιάζονται επίσης οι διαχωρισμοί σε σύνολα και οι επιλογές που επηρεάζουν άμεσα τα πειράματα.

Το Κεφάλαιο 5 ορίζει το πειραματικό πρωτόκολλο και τις μετρικές αξιολόγησης για κάθε στάδιο, ανίχνευση, παρακολούθηση, ομογραφία και αναγνώριση ενεργειών. Περιγράφεται πώς επιλέγονται οι βασικές παράμετροι σε σύνολο ανάπτυξης και πώς διατηρούνται σταθερές, ώστε οι συγκρίσεις να είναι δίκαιες και αναπαραγώγιμες. Επιπλέον, διευκρινίζεται πώς αντιμετωπίζεται η ανισορροπία κλάσεων στην αναγνώριση ενεργειών.

Το Κεφάλαιο 6 παρουσιάζει τα αποτελέσματα και τη συζήτηση. Τα ευρήματα αναλύονται ανά στάδιο της ροής, ώστε να φαίνεται πώς τα σφάλματα ή οι βελτιώσεις σε ανίχνευση, παρακολούθηση και ομογραφία επηρεάζουν τις τελικές μετρικές και τις οπτικοποιήσεις. Η συζήτηση εστιάζει στην ερμηνεία των δεικτών και στη χρησιμότητά τους για προπονητική ανάλυση.

Το Κεφάλαιο 7 συγκεντρώνει περιορισμούς και απειλές εγκυρότητας, όπως αποκρύψεις, υψηλή πυκνότητα παικτών, αλλαγές κάμερας και ευαισθησία της ομογραφίας, και περιγράφει μέτρα μετριασμού όπου είναι εφικτό. Τέλος, το Κεφάλαιο 8 συνοψίζει τα συμπεράσματα, απαντά στα ερευνητικά ερωτήματα και προτείνει συγκεκριμένες κατευθύνσεις για μελλοντική εργασία.

Πίνακας 1.1 – Χαρτογράφηση Προβλήματος σε Μέθοδο και Έξοδο.

Πρόβλημα	Μέθοδος	Έξοδος
Σφάλματα ανίχνευσης σε broadcast καρέ.	YOLOv8.	Πλαίσια παικτών και βαθμολογίες.
Αλλαγές ταυτότητας και αποσπασματικές τροχιές.	DeepSORT.	Τροχιές ανά ταυτότητα (ID).
Θέσεις σε pixels που δεν συγκρίνονται.	Ομογραφία σε κάτοψη 40 x 20 m.	Τροχιές σε μέτρα
Ανάγκη για κατανοητή ερμηνεία της κίνησης.	Χαρακτηριστικά κίνησης και δενδροειδείς ταξινομητές.	Αναγνώριση ενεργειών και συνοπτικές αναφορές.

## Κεφάλαιο 2

### Θεωρητικό Υπόβαθρο και Σχετική Έρευνα

Το Κεφάλαιο 2 θεμελιώνει τις βασικές έννοιες που στηρίζουν τη διπλωματική εργασία και τοποθετεί την εργασία σε σχέση με την υπάρχουσα γνώση. Ξεκινά με σύντομη επισκόπηση της ανάλυσης αθλημάτων και της μετάβασης από τη χειροκίνητη καταγραφή σε προσεγγίσεις που βασίζονται σε δεδομένα και σε μηχανική μάθηση. Στη συνέχεια παρουσιάζεται η εξέλιξη της υπολογιστικής όρασης στον αθλητισμό, από τα χειροποίητα χαρακτηριστικά έως τα σύγχρονα βαθιά νευρωνικά δίκτυα (deep neural networks).

Ακολουθεί στοχευμένη ανασκόπηση για ομαδικά αθλήματα, με έμφαση σε περιβάλλοντα γρήγορου ρυθμού και έντονης επαφής, όπου ανήκει και η χειροσφαίριση. Η ανασκόπηση οργανώνεται σε τέσσερις άξονες. Πρώτον, ανίχνευση παικτών. Δεύτερον, παρακολούθηση πολλαπλών αντικειμένων με διατήρηση ταυτότητας. Τρίτον, χωρική βαθμονόμηση και ομογραφία. Τέταρτον, αναγνώριση ενεργειών πάνω σε τροχιές. Για κάθε άξονα συνοψίζονται τα βασικά συμπεράσματα, οι τυπικές μετρικές αξιολόγησης και τα πρακτικά εμπόδια που εμφανίζονται σε υλικό μετάδοσης.

Το κεφάλαιο κλείνει με εστίαση στη χειροσφαίριση και στις ιδιαιτερότητές της. Τεκμηριώνεται η περιορισμένη διαθεσιμότητα ανοικτών δεδομένων, οι συχνές αποκρύψεις λόγω υψηλής πυκνότητας παικτών, οι μεταβολές ζουμ και η ταχεία εναλλαγή φάσεων του παιχνιδιού. Αναδεικνύεται ότι ολοκληρωμένα συστήματα, τα οποία ξεκινούν από broadcast βίντεο και καταλήγουν σε χρήσιμους δείκτες και οπτικοποιήσεις, παραμένουν σπάνια για το συγκεκριμένο άθλημα. Τα συμπεράσματα του κεφαλαίου χαρτογραφούν τα ερευνητικά κενά και οδηγούν στις μεθοδολογικές επιλογές που παρουσιάζονται στα επόμενα κεφάλαια.

### 2.1 Θεμέλια των Sport Analytics

Η ανάλυση αθλημάτων εξελίχθηκε από απλή καταγραφή γεγονότων σε συστηματική μελέτη συμπεριφορών και μοτίβων. Στα πρώτα στάδια, ο αναλυτής κατέγραφε σουτ, πάσες, λάθη και τελικά αποτελέσματα. Η πληροφορία αυτή ήταν χρήσιμη, αλλά συχνά περιοριζόταν στο

τι συνέβη, χωρίς να εξηγεί πώς δημιουργήθηκε μια φάση και γιατί εξελίχθηκε με συγκεκριμένο τρόπο. Με την ανάπτυξη της υπολογιστικής όρασης και του μηχανική μάθηση έγινε δυνατή η αυτόματη εξαγωγή θέσης και κίνησης απευθείας από βίντεο. Έτσι, πέρα από την τελική έκβαση, μπορεί να αναλυθεί και η δομή του παιχνιδιού, όπως η κατανομή χώρου, η ροή κατοχής και οι μεταβολές του ρυθμού.

Το πέρασμα από την απλή περιγραφή στην ερμηνεία στηρίζεται σε τρία θεμέλια. Πρώτον, επαρκές οπτικό υλικό. Βίντεο ικανοποιητικής ανάλυσης, ακόμη και από μία κάμερα, μπορούν να προσφέρουν αρκετή λεπτομέρεια για ανίχνευση και παρακολούθηση παικτών με αποδεκτή αξιοπιστία. Δεύτερον, αλγόριθμοι που μετατρέπουν τα καρέ σε συνεκτικές τροχιές, ώστε να υπάρχει χρονική συνέχεια και να μπορούν να μελετηθούν μοτίβα κίνησης μέσα στη φάση. Τρίτον, γεωμετρία προβολής. Με ομογραφία οι θέσεις αντιστοιχίζονται στην κάτοψη του γηπέδου και οι μετρήσεις εκφράζονται σε μέτρα. Πάνω σε αυτή την τυποποιημένη βάση μπορούν να υπολογιστούν δείκτες με άμεσο προπονητικό νόημα, όπως το πλάτος ομάδας, η κατάληψη ζωνών, οι διαδρομές αιφνιδιασμού και οι χρόνοι κατοχής.

Η χειροσφαίριση απαιτεί ιδιαίτερη προσοχή σε όλα τα παραπάνω. Το γήπεδο είναι  $40 \times 20$  m, οι παίκτες κινούνται σε μικρές αποστάσεις και οι επικαλύψεις είναι συχνές, ενώ η μπάλα είναι μικρή και κινείται γρήγορα. Συνεπώς, η αξιοπιστία της ανίχνευσης και της παρακολούθησης, καθώς και η ακρίβεια της ομογραφίας, δεν αποτελούν δευτερεύουσες τεχνικές λεπτομέρειες. Είναι βασικές προϋποθέσεις ώστε οι μετρικές και τα συμπεράσματα να έχουν σταθερό νόημα και να μπορούν να αξιοποιηθούν με ασφάλεια.

## **2.2 Εξέλιξη της Υπολογιστικής Όρασης στον Αθλητισμό**

### **2.2.1 Από Χειροκίνητη Σήμανση σε Κλασικά Χαρακτηριστικά**

Πριν από τη διάδοση των νευρωνικών δικτύων, η ανάλυση βασιζόταν κυρίως σε χειροποίητα χαρακτηριστικά και σε απλούστερα μοντέλα. Μέθοδοι όπως Haar features, HOG και Deformable Part Models χρησιμοποιήθηκαν για τον εντοπισμό παικτών ή μπάλας, συνήθως σε σχετικά ελεγχόμενα περιβάλλοντα με πιο σταθερό υπόβαθρο και περιορισμένες μεταβολές της κάμερας. Σε πραγματικές συνθήκες αγώνα, όμως, η απόδοση συχνά δεν ήταν

σταθερή. Οι συχνές αποκρύψεις, οι αλλαγές φωτισμού, το δυναμικό φόντο και οι έντονες μεταβολές κλίμακας έκαναν τις ανιχνεύσεις λιγότερο αξιόπιστες.

Ένα επιπλέον μειονέκτημα ήταν ότι η γενίκευση απαιτούσε εκτενή ρύθμιση παραμέτρων από σύνολο σε σύνολο και προσεκτική επιλογή χαρακτηριστικών ανά περίπτωση. Έτσι, η ανθεκτικότητα σε συνθήκες μετάδοσης παρέμενε περιορισμένη. Η μετάβαση στα μοντέλα βαθιάς μάθησης στόχευσε να ξεπεράσει αυτά τα όρια, αντικαθιστώντας τον χειροκίνητο σχεδιασμό χαρακτηριστικών με εκμάθηση αναπαραστάσεων απευθείας από τα δεδομένα.

### **2.2.2 Ορόσημο στη Βαθιά Μάθηση**

Η έλευση των συνελκτικών νευρωνικών δικτύων άλλαξε ουσιαστικά την ανίχνευση και την κατανόηση οπτικής πληροφορίας σε αθλητικό βίντεο. Οι ανιχνευτές της οικογένειας YOLO ενοποίησαν την πρόβλεψη πλαισίων και κατηγοριών σε ένα πέρασμα, πετυχαίνοντας υψηλή ταχύτητα που επιτρέπει εφαρμογές κοντά σε πραγματικό χρόνο, χωρίς μεγάλη απώλεια ακρίβειας. Από την άλλη πλευρά, προσεγγίσεις όπως Faster R CNN διατήρησαν ισχυρές επιδόσεις σε πιο σύνθετες σκηνές, διαχωρίζοντας το στάδιο εντοπισμού υποψήφιων περιοχών από το στάδιο τελικής ταξινόμησης και ακριβούς εντοπισμού. Παράλληλα, βελτιώσεις όπως πολυκλιμακωτά χαρακτηριστικά, πιο εκφραστικές αρχιτεκτονικές και μηχανισμοί attention ενίσχυσαν την ανθεκτικότητα σε αλλαγές κλίμακας, φωτισμού και φόντου.

Στο χρονικό πεδίο, μοντέλα όπως RNN και LSTM αποτέλεσαν από τις πρώτες σταθερές λύσεις για την αναπαράσταση ακολουθιών και την αναγνώριση γεγονότων. Στη συνέχεια, οι Temporal Convolutional Networks (TCNs) επέτρεψαν αξιοποίηση μεγαλύτερων χρονικών παραθύρων με πιο σταθερό υπολογιστικό κόστος. Πιο πρόσφατα, οι video transformers εισήγαγαν attention σε χώρο και χρόνο, δίνοντας τη δυνατότητα στο μοντέλο να εστιάζει σε κρίσιμες αλληλεπιδράσεις και τμήματα του πλάνου. Ο συνδυασμός ισχυρής ανίχνευσης ανά καρέ με χρονική μοντελοποίηση έκανε πιο εφικτή την αναγνώριση ενεργειών και μικρογεγονότων ακόμη και σε υλικό μετάδοσης.

Για τη χειροσφαίριση, τα παραπάνω μεταφράζονται σε πρακτική δυνατότητα ανίχνευσης παικτών σε σκηνές υψηλής πυκνότητας και σε παραγωγή συνεκτικών τροχιών που μπορούν

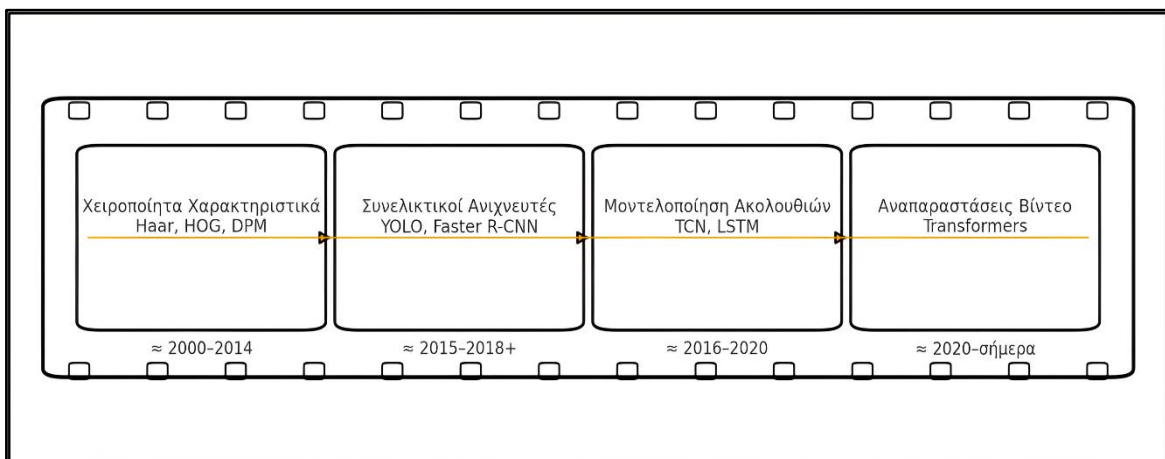
να τροφοδοτήσουν χωρική χαρτογράφηση στην κάτοψη μέσω ομογραφίας. Επιπλέον, η προεκπαίδευση και το transfer learning επιτρέπουν την εκπαίδευση ανιχνευτών για την κλάση παίκτης με περιορισμένο αριθμό επισημάνσεων. Τέλος, προσεγγίσεις πάνω στις τροχιές, με χαρακτηριστικά κίνησης και απλούστερα μοντέλα, μπορούν να δώσουν ερμηνεύσιμες ενδείξεις για ενέργειες και μοτίβα κίνησης σε συνθήκες μετάδοσης.

### **2.2.3 Βιομηχανικά Συστήματα**

Σε επαγγελματικές λίγκες, πολυκάμερα συστήματα σε συνδυασμό με βαθιά μάθηση τροφοδοτούν εργαλεία ανάλυσης για προπονητές, αναλυτές και τηλεοπτικές μεταδόσεις. Πλατφόρμες όπως TRACAB, Second Spectrum και Hawk-Eye αξιοποιούν γεωμετρία πολλών καμερών μαζί με ανίχνευση και παρακολούθηση, ώστε να εξάγουν τροχιές παικτών και μπάλας με υψηλή ακρίβεια. Η χρήση τους σε πραγματικές ροές εργασίας δείχνει ότι η υπολογιστική όραση μπορεί να παράγει αξιόπιστα δεδομένα σε μεγάλη κλίμακα, τα οποία ενσωματώνονται στην ανάλυση αγώνων, στην τακτική προετοιμασία και στην παραγωγή περιεχομένου για μετάδοση.

Στη χειροσφαίριση, όμως, το διαθέσιμο υλικό συχνά περιορίζεται σε μία κάμερα μετάδοσης. Σε αυτό το πλαίσιο, ο στόχος είναι να αποδοθεί ένα ουσιαστικό μέρος της αξίας των πολυκάμερων λύσεων, μέσα στους περιορισμούς της μονοκάμερης λήψης. Αυτό απαιτεί ανίχνευση ανθεκτική σε υψηλή πυκνότητα παικτών και μεταβολές ζουμ, παρακολούθηση με όσο το δυνατόν πιο συνεπείς ταυτότητες και χωρική βαθμονόμηση μέσω ομογραφίας, ώστε οι μετρήσεις να εκφράζονται σε μέτρα και να είναι συγκρίσιμες ανάμεσα σε κλιπ και αγώνες.

Με αυτή τη στόχευση, η παρούσα εργασία υλοποιεί μια απλή και διαφανή αλυσίδα end-to-end, η οποία ξεκινά από broadcast video και καταλήγει σε δείκτες και οπτικοποιήσεις χρήσιμες για προπονητική ανάλυση. Επιπλέον, αξιοποιεί τις τροχιές για ερμηνεύσιμη αναγνώριση ενεργειών και αξιολογείται σε ρεαλιστικές συνθήκες μετάδοσης, ώστε να αποτυπώνονται τόσο η αποτελεσματικότητα όσο και οι περιορισμοί της προσέγγισης.



Εικόνα 2.1 - Timeline Υπολογιστικής Όρασης.

## 2.3 Εμπειριστατωμένες Μελέτες στην Ανάλυση Ομαδικών Αθλημάτων

### 2.3.1 Ανίχνευση και Παρακολούθηση

Σε υλικό μετάδοσης ομαδικών αθλημάτων, οι ανιχνευτές της οικογένειας YOLO χρησιμοποιούνται συχνά επειδή προσφέρουν καλή ισορροπία ανάμεσα σε ταχύτητα και ακρίβεια. Πάνω σε αυτούς, η παρακολούθηση συνήθως ακολουθεί τη λογική tracking-by-detection. Πρώτα εκτελείται ανίχνευση ανά καρέ και στη συνέχεια οι ανιχνεύσεις συνδέονται χρονικά, ώστε να σχηματίζονται συνεκτικές τροχιές.

Μια πολύ διαδεδομένη επιλογή είναι το DeepSORT, επειδή συνδυάζει τρία στοιχεία που είναι κρίσιμα σε σκηνές με συνωστισμό. Πρώτον, πρόβλεψη κίνησης με φίλτρο Kalman, ώστε να υπάρχει μια αναμενόμενη περιοχή θέσης στο επόμενο καρέ. Δεύτερον, αντιστοίχιση με Hungarian algorithm, ώστε να επιλέγεται η αντιστοίχιση που ελαχιστοποιεί συνολικά το κόστος. Τρίτον, περιγραφείς εμφάνισης, δηλαδή embeddings που εξάγονται από ένα ελαφρύ CNN, ώστε παίκτες με κοντινή θέση αλλά διαφορετική όψη να διαχωρίζονται καλύτερα. Η πρόβλεψη περιορίζει το πεδίο αναζήτησης, τα embeddings βοηθούν όταν οι στολές μοιάζουν ή όταν υπάρχει επικάλυψη, και ο αλγόριθμος ανάθεσης μειώνει τα λάθη αντιστοίχισης όταν πολλοί στόχοι βρίσκονται κοντά.

Η βασική ιδέα είναι απλή, αλλά η επίδοση καθορίζεται από συγκεκριμένες σχεδιαστικές επιλογές. Το κατώφλι εμπιστοσύνης και οι ρυθμίσεις NMS πρέπει να παραμένουν σταθερά

σε όλα τα πειράματα, ώστε οι συγκρίσεις να είναι δίκαιες. Πολύ χαμηλό κατώφλι αυξάνει την ανάκληση, αλλά εισάγει περισσότερα false positives, τα οποία δυσκολεύουν την αντιστοίχιση και αυξάνουν τα λάθη ταυτότητας. Αντίστοιχα, το κόστος αντιστοίχισης γίνεται πιο αξιόπιστο όταν συνδυάζονται γεωμετρικά κριτήρια, όπως IoU ή πύλη Mahalanobis, με απόσταση εμφάνισης. Επίσης, ο κύκλος ζωής ενός ίχνους χρειάζεται συντηρητικές ρυθμίσεις, ώστε να μην κόβονται συχνά οι τροχιές σε αποκρύψεις μικρής διάρκειας. Σε μονοκάμερο broadcast, ένα απλό γραμμικό υπόδειγμα κίνησης είναι συνήθως επαρκές, αρκεί ο θόρυβος κατάστασης να είναι συμβατός με το ρυθμός καρέ και τη δυναμική του παιχνιδιού.

Σε επίπεδο υλοποίησης, όταν εφαρμόζεται υποδειγματοληψία καρέ για λόγους ταχύτητας, η παράμετρος ανοχής σε χαμένα καρέ, όπως το max\_age, πρέπει να αυξάνεται ανάλογα. Διαφορετικά, οι τροχιές διακόπτονται συχνότερα, δημιουργούνται νέα IDs και προκύπτουν υποεκτιμήσεις σε ταχύτητες και αποστάσεις. Παράλληλα, όταν οι στολές έχουν μικρή οπτική διαφοροποίηση, τα embeddings εμφάνισης συχνά χρειάζονται εκπαίδευση σε σχετικό υλικό, ή αλλιώς πρέπει να δίνεται μεγαλύτερο βάρος στη γεωμετρία όταν αυτή επαρκεί για αξιόπιστη αντιστοίχιση.

Υπάρχουν και εναλλακτικές ροές με διαφορετικές προτεραιότητες. Το ByteTrack δίνει έμφαση στην υψηλή ανάκληση, αξιοποιώντας και ανιχνεύσεις χαμηλής εμπιστοσύνης, μειώνοντας την εξάρτηση από ισχυρά embeddings. Το FairMOT ενοποιεί ανίχνευση και εκμάθηση χαρακτηριστικών σε ένα δίκτυο και απλοποιεί το pipeline. Παρόλα αυτά, στη χειροσφαίριση η επιλογή παραμένει θέμα συμβιβασμού. Σε πολλές περιπτώσεις προτιμάται λύση που δίνει προτεραιότητα στη διατήρηση ταυτότητας σε επαφές, αποκρύψεις και μεταβολές ζουμ, ακόμη και αν αυτό έχει κάποιο κόστος σε ταχύτητα.

Για την αξιολόγηση, η MOTA συνοψίζει σφάλματα από χαμένους στόχους, false positives και λάθη αντιστοίχισης. Ο δείκτης IDF1 αποτυπώνει τη συνέπεια ταυτότητας στον χρόνο και είναι ιδιαίτερα σημαντικός όταν οι τροχιές χρησιμοποιούνται για χωρική προβολή και για κινηματικούς δείκτες. Προαιρετικά μπορεί να αναφερθεί και ο HOTA, ο οποίος επιχειρεί να ισορροπήσει την ακρίβεια ανίχνευσης με την ποιότητα αντιστοίχισης. Σε κάθε περίπτωση, για δίκαιες συγκρίσεις απαιτούνται σταθερό κατώφλι εμπιστοσύνης και σταθερές ρυθμίσεις NMS.

Ειδικά στη χειροσφαίριση, το μικρό γήπεδο και η υψηλή πυκνότητα παικτών προκαλούν συχνές επικαλύψεις και γρήγορες αλλαγές διάταξης. Οι μεταβολές ζουμ αλλάζουν την κλίμακα των πλαισίων και επηρεάζουν άμεσα κριτήρια όπως το IoU, άρα μπορούν να οδηγήσουν σε περισσότερες αλλαγές ταυτότητας. Χρήσιμη πρακτική είναι η ήπια εξομάλυνση τροχιών πριν από τον υπολογισμό ταχυτήτων και η προσεκτική ρύθμιση των πυλών αντιστοίχισης όταν αλλάζει γρήγορα το πλάνο. Τέλος, όταν οι τροχιές τροφοδοτούν ομογραφία, είναι σημαντικό να ελέγχεται τακτικά η σταθερότητα της προβολής, επειδή σφάλματα στη χωρική αντιστοίχιση μεταφέρονται σε αποστάσεις και χρόνους και αλλοιώνουν τους δείκτες που βασίζονται σε μετρικές μονάδες.

### **2.3.2 Πόζα, Δράσεις και Τακτική**

Η εκτίμηση πόζας με μεθόδους όπως OpenPose ή HRNet μπορεί να προσθέσει σκελετική πληροφορία που είναι χρήσιμη για πιο λεπτομερή ανάλυση κίνησης. Για παράδειγμα, μπορούν να εξαχθούν γωνίες αρθρώσεων, συμμετρίες κίνησης και δείκτες που σχετίζονται με την τεχνική εκτέλεση ή με τον φόρτο. Παρ' όλα αυτά, σε σκηνές υψηλής πυκνότητας η ακρίβεια συχνά μειώνεται λόγω αποκρύψεων και αλληλοεπικάλυψης σωμάτων, ενώ το υπολογιστικό κόστος αυξάνεται αισθητά. Για μονοκάμερη μετάδοση είναι επομένως συχνά πιο ρεαλιστική μια υβριδική πρακτική. Όταν η ορατότητα είναι ικανοποιητική, η πόζα μπορεί να αξιοποιηθεί, ενώ σε πιο δύσκολα πλάνα δίνεται μεγαλύτερο βάρος σε χαρακτηριστικά που προκύπτουν από τις τροχιές.

Για την αναγνώριση ενεργειών, το κρίσιμο στοιχείο είναι η αξιοποίηση της χρονικής πληροφορίας. Μοντέλα όπως LSTM αποτυπώνουν εξαρτήσεις ακολουθιών, ενώ οι Temporal Convolutional Networks (TCNs) μπορούν να εκμεταλλευτούν χρονικά παράθυρα με πιο σταθερό υπολογιστικό κόστος. Πιο πρόσφατα, οι video transformers εισάγουν attention σε χώρο και χρόνο, επιτρέποντας στο μοντέλο να εστιάζει στα τμήματα μιας ακολουθίας που μεταφέρουν τη μεγαλύτερη πληροφορία. Στη χειροσφαίριση, ενέργειες όπως passing, shot και dribbling αναγνωρίζονται πιο αξιόπιστα όταν το χωρικό σήμα είναι σταθερό και όταν το χρονικό παράθυρο περιλαμβάνει αρκετό περιεχόμενο πριν και μετά το γεγονός, ώστε να αποτυπώνεται η προετοιμασία και η ολοκλήρωση της κίνησης.

Σε τακτικό επίπεδο, η ανάλυση τροχιών στην κάτοψη επιτρέπει τη μελέτη σχηματισμών, της κάλυψης χώρου και της συνολικής ροής του παιχνιδιού. Προϋπόθεση αποτελεί η χωρική τυποποίηση μέσω ομογραφίας, ώστε οι αποστάσεις και οι ταχύτητες να εκφράζονται σε μέτρα και να είναι συγκρίσιμες μεταξύ φάσεων. Πάνω σε αυτή τη βάση μπορούν να υπολογιστούν δείκτες φιλικόι προς τον προπονητή, όπως πλάτος και βάθος γραμμών, κατάληψη ζωνών, μοτίβα μεταβάσεων και θερμοκοί χάρτες που συνοψίζουν προτιμώμενες περιοχές δράσης. Σε επόμενο στάδιο, η ενσωμάτωση ανίχνευσης μπάλας και απλών κανόνων κατοχής μπορεί να βελτιώσει τη διάκριση επιθετικών και αμυντικών μοτίβων, χωρίς να απαιτείται πλήρης εκτίμηση πόζας για όλους τους παίκτες σε κάθε καρτέ.

### 2.3.3 Αξιολόγηση: Μετρικές και Έλεγχοι

Στην ανίχνευση χρησιμοποιούνται οι δείκτες  $mAP@0.5$  και  $mAP@0.5:0.95$ , ώστε να αποτυπώνεται η ακρίβεια σε διαφορετικά όρια επικάλυψης. Συμπληρωματικά, οι καμπύλες precision–recall και ο δείκτης F1 χρησιμοποιούνται για να καθοδηγήσουν την επιλογή ενός ενιαίου κατωφλίου εμπιστοσύνης, το οποίο στη συνέχεια παραμένει σταθερό σε όλα τα πειράματα. Στην πράξη, υψηλή mAP σε συνδυασμό με ισορροπημένη συμπεριφορά σε precision, recall και F1 μειώνει τον κίνδυνο να χαθούν πολλές πραγματικές ανιχνεύσεις, αλλά και να εισαχθούν υπερβολικά πολλά false positives που δυσκολεύουν την παρακολούθηση.

Για την παρακολούθηση, η MOTA συνοψίζει τρεις βασικές κατηγορίες σφαλμάτων, χαμένους στόχους, false positives και λανθασμένες αντιστοιχίσεις. Παρ' όλα αυτά, για συστήματα που βασίζονται σε τροχιές, καθοριστικός είναι ο IDF1, επειδή αποτυπώνει πόσο συνεπείς παραμένουν οι ταυτότητες στον χρόνο. Υψηλός IDF1 σημαίνει λιγότερες αλλαγές ταυτότητας και πιο συνεκτικές τροχιές, άρα πιο αξιόπιστους υπολογισμούς ταχύτητας και απόστασης στην κάτοψη. Όπου απαιτείται πιο συνολική εικόνα, μπορεί να αναφερθεί και ο HOTA, ο οποίος επιχειρεί να ισορροπήσει την ακρίβεια ανίχνευσης με την ποιότητα συσχέτισης και διευκολύνει συγκρίσεις μεταξύ διαφορετικών προσεγγίσεων.

Για τη χωρική βαθμονόμηση, η ποιότητα της ομογραφίας ελέγχεται αρχικά με μέσο σφάλμα επαναπροβολής σε εικονοστοιχεία και συμπληρωματικά με έλεγχο γνωστών αποστάσεων

του γηπέδου σε μέτρα. Όταν οι γραμμές του γηπέδου ευθυγραμμίζονται ικανοποιητικά στα καρέ και οι μετρούμενες αποστάσεις συμφωνούν με τις επίσημες διαστάσεις, η προβολή θεωρείται λειτουργική για την εξαγωγή μετρικών κίνησης. Για πληρότητα, τεκμηριώνονται το πλήθος και η χωρική διασπορά των σημείων βαθμονόμησης, ώστε να είναι σαφές αν τα σφάλματα προκύπτουν από ανεπαρκή κάλυψη ή από εγγενή όρια της μεθόδου.

Στην αναγνώριση ενεργειών προτιμώνται precision, recall και F1 ανά κλάση, μαζί με μικροσταθμισμένο και μακροσταθμισμένο F1 σε επίπεδο συνόλου. Η μήτρα σύγχυσης είναι επίσης ιδιαίτερα χρήσιμη, επειδή δείχνει ποιες κατηγορίες συγχέονται συστηματικά και πού απαιτούνται περισσότερα παραδείγματα, καλύτερη εξισορρόπηση ή πιο διακριτικά χαρακτηριστικά, όπως στη διάκριση passing από dribbling.

Τέλος, όταν υπάρχουν παραμετρικές επιλογές, όπως μέγεθος παραθύρου εξομάλυνσης, βήμα καρέ ή όρια γέννησης και τερματισμού ίχνους, είναι χρήσιμο να γίνονται έλεγχοι ευαισθησίας ώστε να καταγράφεται η επίδρασή τους στις μετρικές. Όπου είναι εφικτό, οι έλεγχοι μπορούν να συνοδεύονται από επαναλήψεις με διαφορετικούς seeds ή από συνοπτικά μέτρα διακύμανσης, ώστε να τεκμηριώνεται η σταθερότητα των συμπερασμάτων.

## **2.4 Εφαρμογές στη Χειροσφαίριση**

### **2.4.1 Μορφές Δεδομένων και Επισημάνσεις (Annotations)**

Αφετηρία για την ανάλυση στη χειροσφαίριση είναι συνήθως το broadcast video. Σε μονοκάμερη λήψη, η χωρική τυποποίηση απαιτεί προσεκτική επιλογή σημείων του γηπέδου για εκτίμηση ομογραφίας, ώστε η προβολή στην κάτοψη να οδηγεί σε αποστάσεις και ταχύτητες εκφρασμένες σε μέτρα. Επιπλέον, βίντεο με σταθερό ρυθμός καρέ και περιορισμένη συμπίεση διατηρεί οπτικές λεπτομέρειες που είναι κρίσιμες για αξιόπιστη ανίχνευση και παρακολούθηση, ειδικά όταν υπάρχουν επικαλύψεις και έντονη κίνηση.

Σε επίπεδο επισημάνσεων, η οργάνωση γίνεται συνήθως σε δύο στρώματα. Πρώτον, στο επίπεδο καρέ, με ορθογώνια πλαίσια για παίκτες και, όταν υπάρχει διαθέσιμη σήμανση, για την μπάλα. Για κάθε πλαίσιο καταγράφονται το αναγνωριστικό καρέ, η κατηγορία, οι

συντεταγμένες και οι διαστάσεις, ενώ προαιρετικά αποθηκεύεται και βαθμολογία εμπιστοσύνης. Δεύτερον, στο χρονικό επίπεδο, με ετικέτες ενεργειών που έχουν σαφή έναρξη και λήξη, όπως passing, dribbling ή shot. Όταν οι ενέργειες συσχετίζονται με τροχιές, είναι χρήσιμο να αποθηκεύεται και το αναγνωριστικό ίχνους (track ID), ώστε να μπορεί να γίνει σύνδεση με κινηματικά μεγέθη και να αξιοποιηθεί η πληροφορία σε επίπεδο παίκτη μέσα στο κλιπ.

Σε σύνολα που στοχεύουν στο multi object tracking, οι επίσημες ταυτότητες παικτών με πλήρη επίβλεψη είναι σπάνιες. Έτσι, η αξιολόγηση γίνεται συνήθως σε επίπεδο κλιπ με μετρικές MOT, και όχι ως παγκόσμια επαναταυτοποίηση ανάμεσα σε διαφορετικούς αγώνες. Αυτό κάνει κρίσιμη την εσωτερική συνέπεια των ετικετών μέσα στο ίδιο κλιπ. Όταν αλλάζουν η κλίμακα ή η γωνία λήψης, η πληροφορία αυτή πρέπει να καταγράφεται, επειδή επηρεάζει τόσο την αντιστοίχιση όσο και τις ρυθμίσεις που σχετίζονται με τη γέννηση ή τον τερματισμό ίχνους.

Η ποιότητα των επισημάνσεων επηρεάζει άμεσα την εκπαίδευση. Πλαίσια μηδενικής επιφάνειας, ακραίες αναλογίες ή διπλές σημειώσεις για το ίδιο αντικείμενο εισάγουν θόρυβο και χρειάζονται καθαρισμό πριν από το training. Αντίστοιχα, ετικέτες ενεργειών που είναι δύσκολο να τεκμηριωθούν από το διαθέσιμο οπτικό σήμα, για παράδειγμα passing χωρίς σαφή ένδειξη μπάλας ή χωρίς ξεκάθαρη κατεύθυνση της φάσης, είναι προτιμότερο να αντιμετωπίζονται προσεκτικά. Σε τέτοιες περιπτώσεις, είτε εξαιρούνται από εποπτευόμενη μάθηση είτε σημειώνονται ως αβέβαιες, ώστε να μην «εκπαιδεύεται» το μοντέλο σε θορυβώδη παραδείγματα. Παράλληλα, η τυποποίηση σε ονόματα ομάδων, καμερών και κλιπ διευκολύνει την αναπαραγωγικότητα και μειώνει σφάλματα σε διαδικασίες συγχώνευσης και αξιολόγησης.

Ιδιαίτερη σημασία έχει και η χρονική ευθυγράμμιση. Τα timestamps των καρτέ, των τροχιών και των labels ενεργειών πρέπει να αναφέρονται στο ίδιο χρονικό σύστημα, ώστε τα παράθυρα ανάλυσης να περιλαμβάνουν τόσο το πριν όσο και το μετά του γεγονότος. Η ρητή καταγραφή του ρυθμός καρτέ, καθώς και τυχόν αλλαγών του, προστατεύει από λανθασμένους υπολογισμούς σε ταχύτητες και επιταχύνσεις, ιδιαίτερα όταν εφαρμόζεται υποδειγματοληψία καρτέ για λόγους ταχύτητας.

Τέλος, η ανισοκατανομή κατηγοριών είναι σχεδόν πάντα παρούσα. Ορισμένες ενέργειες εμφανίζονται πολύ συχνότερα από άλλες, γεγονός που μπορεί να οδηγήσει σε μεροληψία υπέρ των συχνών κλάσεων. Το πρόβλημα αντιμετωπίζεται με ισορροπημένη δειγματοληψία ή με στάθμιση κατά την εκπαίδευση, ενώ η αναφορά αποτελεσμάτων ανά κλάση είναι απαραίτητη για να αποφεύγονται παραπλανητικοί συνολικοί μέσοι όροι. Με αυτές τις πρακτικές, τα annotations μπορούν να αποτελέσουν σταθερή βάση για αξιόπιστη ανίχνευση, παρακολούθηση και ερμηνεία μοτίβων κίνησης στη χειροσφαίριση.

#### **2.4.2 Δημοφιλή Σύνολα Αθλητικών Δεδομένων**

Σε αθλήματα με ώριμη ερευνητική παράδοση, όπως το ποδόσφαιρο, υπάρχουν πλέον οργανωμένα και ευρέως χρησιμοποιούμενα σύνολα δεδομένων, όπως το SoccerNet, τα οποία προσφέρουν πλούσιες μορφές επισημείωσης και διευκολύνουν συγκρίσεις μεταξύ μεθόδων. Αντίθετα, στη χειροσφαίριση οι ανοικτοί πόροι παραμένουν σαφώς πιο περιορισμένοι, τόσο ως προς τον όγκο υλικού όσο και ως προς τη συνέπεια των επισημάνσεων.

Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι το UNIRI-HBD, το οποίο παρέχει κλιπ από αγώνες και περιλαμβάνει επισημάνσεις για εντοπισμό παικτών, ενώ σε αρκετές περιπτώσεις συνοδεύεται και από πρόσθετη πληροφορία που μπορεί να υποστηρίξει ανάλυση ενεργειών. Παρ' όλα αυτά, η χωρική τυποποίηση δεν παρέχεται πάντοτε με τρόπο που να επιτρέπει άμεση μετατροπή σε συντεταγμένες γηπέδου, ενώ η κατανομή των ενεργειών είναι συχνά άνιση, κάτι που επηρεάζει την εκπαίδευση και τη δίκαιη αξιολόγηση. Για τον λόγο αυτό, είναι κρίσιμες η προσεκτική προεπεξεργασία, η αξιόπιστη εκτίμηση ομογραφίας και η χρήση ερμηνεύσιμων προσεγγίσεων στην αναγνώριση ενεργειών, ειδικά όταν τα δεδομένα είναι περιορισμένα.

Τέλος, η αξιολόγηση σε ρεαλιστικές συνθήκες μετάδοσης και η σαφής καταγραφή περιορισμών αποτελούν απαραίτητη προϋπόθεση, ώστε τα συμπεράσματα να είναι αξιόπιστα και να μεταφέρονται πιο εύκολα σε πρακτικά σενάρια.

### **2.4.3 Ιδιαιτερότητες Αθλήματος**

Η χειροσφαίριση συνδυάζει υψηλή πυκνότητα παικτών σε μικρό χώρο και γρήγορες εναλλαγές φάσεων. Οι κινήσεις σε στενές ζώνες οδηγούν σε συχνές επικαλύψεις και μερικές αποκρύψεις σωμάτων, ενώ η μπάλα είναι μικρή και συχνά κρύβεται πίσω από χέρια ή κορμούς. Επιπλέον, οι στολές μπορεί να έχουν περιορισμένη οπτική διαφοροποίηση, κάτι που αυξάνει τις αστοχίες στην ανίχνευση και την πιθανότητα αλλαγών ταυτότητας στην παρακολούθηση, ιδιαίτερα όταν παίκτες διασταυρώνονται ή όταν εξέρχονται στιγμιαία από το κάδρο.

Για να διατηρείται η ανάλυση σταθερή, είναι αναγκαίος ο συνδυασμός οπτικών ενδείξεων και πληροφορίας κίνησης. Η πρόβλεψη θέσης ανάμεσα σε διαδοχικά καρέ, μαζί με ήπια εξομάλυνση τροχιών, βοηθά στη μείωση διακοπών και στηρίζει πιο αξιόπιστους υπολογισμούς ταχύτητας και διανυθείσας απόστασης. Παράλληλα, η χαρτογράφηση στην κάτοψη μέσω ομογραφίας είναι κρίσιμη, ώστε τα μεγέθη να εκφράζονται σε μέτρα και να παραμένουν συγκρίσιμα μεταξύ κλιπ και αγώνων. Οι γραμμές του γηπέδου, όπως η κεντρική γραμμή και τα τόξα των 6 και 9 μέτρων, μπορούν να λειτουργήσουν ως σημεία αναφοράς, αρκεί τα σημεία να έχουν ικανοποιημένη χωρική διασπορά στο οπτικό πεδίο και η ομογραφία να επανεκτιμάται όταν αλλάζει το ζουμ ή η γωνία λήψης.

Τέλος, οι γρήγορες μεταβάσεις από άμυνα σε επίθεση και οι επαφές σώμα με σώμα απαιτούν ρυθμίσεις παρακολούθησης που αντέχουν σε σύντομες απώλειες ανίχνευσης και σε απότομες μεταβολές κλίμακας. Η συνεπής επιλογή καταφυλιών ανίχνευσης, μαζί με τακτικό έλεγχο της ποιότητας της ομογραφίας, αποτελούν πρακτικά μέτρα που βοηθούν στη διατήρηση της σταθερότητας του συστήματος σε απαιτητικές συνθήκες αγώνα.

### **2.4.4 Σχετικές Μελέτες των Ivašić–Kos και Συνεργατών (2019, 2023)**

Οι μελέτες των Ivašić–Kos και συνεργατών εξετάζουν πώς μπορεί να γίνει ανάλυση χειροσφαίρισης αξιοποιώντας αποκλειστικά βίντεο αγώνα, χωρίς πρόσθετους αισθητήρες. Ο βασικός στόχος είναι να εντοπίζονται οι παίκτες, να παρακολουθείται η κίνησή τους στον χρόνο και να αναγνωρίζονται βασικές ενέργειες, ώστε το βίντεο να μετατρέπεται σε οργανωμένη πληροφορία που διευκολύνει αναζήτηση φάσεων και ανάλυση.

Η προσέγγιση ακολουθεί μια τριμερή ροή. Πρώτα δίνεται έμφαση στη δημιουργία συνόλου δεδομένων ενεργειών με ημι-χειροκίνητη διαδικασία. Η ανίχνευση και η παρακολούθηση εκτελούνται αρχικά αυτόματα και στη συνέχεια ο σχολιαστής ελέγχει και επιβεβαιώνει σύντομα αποσπάσματα. Με αυτόν τον τρόπο μειώνεται ο συνολικός χρόνος σχολιασμού και βελτιώνεται η συνέπεια των ετικετών, κάτι ιδιαίτερα σημαντικό σε σκηνές με αποκρύψεις και συνωστισμό.

Στο στάδιο ανίχνευσης, εξετάζονται διαφορετικές εκδοχές της οικογένειας YOLO, καθώς και προσεγγίσεις τύπου Mask R-CNN, οι οποίες προσαρμόζονται στο συγκεκριμένο άθλημα. Στη συνέχεια ακολουθεί παρακολούθηση τύπου tracking-by-detection, όπου αξιολογούνται ιχνηλάτες όπως DeepSORT και BoT-SORT, με στόχο συνεκτικά ίχνη και περιορισμό των αλλαγών ταυτότητας σε απαιτητικές φάσεις αγώνα. Η επιλογή ανιχνευτή και ιχνηλάτη γίνεται με κριτήριο τη σταθερότητα των τροχιών και την πρακτική λειτουργία σε υλικό μετάδοσης.

Το τρίτο βήμα αφορά την αναγνώριση ενεργειών και βασίζεται σε μοντέλα βίντεο, όπως I3D. Δοκιμάζονται δύο σχήματα, ένα ενιαίο πολυταξινομητικό μοντέλο και ένα σύνολο δυαδικών μοντέλων ανά κατηγορία που συνδυάζονται ως ensemble. Επιπλέον, εξετάζονται διαφορετικά μήκη ακολουθίας και διαφορετικοί τρόποι επιλογής καρέ, ώστε να επιτευχθεί συμβιβασμός ανάμεσα στην ακρίβεια και στο υπολογιστικό κόστος. Σε πειράματα με εννέα κατηγορίες ενεργειών, αναφέρονται τιμές μέσου F1 περίπου 0,75 για τον πολυταξινομητή και περίπου 0,69 για το ensemble, οι οποίες κρίνονται επαρκείς για αυτόματη δεικτοδότηση και αναζήτηση φάσεων σε μεγάλα αρχεία βίντεο.

Η συνεισφορά των παραπάνω εργασιών είναι διπλή. Από τη μία πλευρά προτείνουν μια εφαρμόσιμη ροή για χειροσφαίριση που ενώνει ανίχνευση, παρακολούθηση και αναγνώριση ενεργειών. Από την άλλη πλευρά δίνουν πρακτική λύση στο πρόβλημα του σχολιασμού, μειώνοντας τον ανθρώπινο φόρτο μέσω ημι-χειροκίνητης επιβεβαίωσης. Παράλληλα, αναδεικνύουν ανοιχτές δυσκολίες, όπως οι έντονες επικαλύψεις παικτών και το θόλωμα κίνησης, οι οποίες επηρεάζουν άμεσα τόσο την ανίχνευση όσο και τη συνέπεια ταυτότητας.

Σε σχέση με την παρούσα εργασία, η βασική διαφορά βρίσκεται στην αναγνώριση ενεργειών. Στις μελέτες αυτές η αναγνώριση στηρίζεται κυρίως σε χωροχρονικά μοντέλα βίντεο, ενώ εδώ δίνεται έμφαση σε ερμηνεύσιμα χαρακτηριστικά που προκύπτουν από

τροχιές σε συντεταγμένες γηπέδου. Έτσι, η προτεινόμενη προσέγγιση στοχεύει σε πιο διαφανή αποτελέσματα και σε πιο απλή προσαρμογή όταν τα διαθέσιμα δεδομένα είναι περιορισμένα.

## 2.5 Η Χειροσφαίριση ως Αντικείμενο Οπτικής Ανάλυσης

Η χειροσφαίριση παρουσιάζει τρεις ιδιαιτερότητες που επηρεάζουν άμεσα την ανάλυση βίντεο. Πρώτον, η υψηλή πυκνότητα παικτών σε μικρό χώρο αυξάνει τις αποκρύψεις. Αυτό σημαίνει ότι ο ανιχνευτής πρέπει να αποδίδει και όταν οι στόχοι είναι μερικώς ορατοί, ενώ η παρακολούθηση οφείλει να διατηρεί συνεπείς ταυτότητες όταν οι τροχιές διασταυρώνονται ή όταν παίκτες εξαφανίζονται προσωρινά λόγω επαφών και επικαλύψεων. Δεύτερον, οι γρήγορες μεταβάσεις από επίθεση σε άμυνα και οι απότομες αλλαγές κατεύθυνσης απαιτούν χειρισμό της χρονικής συνέχειας. Η ανάλυση βασίζεται σε παράθυρα που είναι αρκετά μικρά ώστε να αποτυπώνουν τη δυναμική των φάσεων, αλλά και αρκετά σταθερά ώστε να περιορίζεται ο θόρυβος. Ταυτόχρονα, οι τεχνικές εξομάλυνσης πρέπει να είναι ήπιες, ώστε να μειώνουν την αστάθεια χωρίς να «σβήνουν» πραγματικές, αιχμηρές μεταβολές της κίνησης. Τρίτον, η μπάλα είναι μικρή και συχνά κρύβεται, άρα χωρίς αξιόπιστη ανίχνευση μπάλας η εκτίμηση κατοχής χρειάζεται απλούς και σταθερούς κανόνες, όπως εγγύτητα σε παίκτη και χρονική επιμονή, ώστε να αποφεύγονται τυχαίες εναλλαγές.

Παρά τους περιορισμούς, η γεωμετρία του γηπέδου προσφέρει σημαντικά στηρίγματα για χωρική τυποποίηση. Οι καθαρές γραμμές, οι κύκλοι και τα τόξα των 6 και 9 μέτρων παρέχουν σημεία αναφοράς που μπορούν να αξιοποιηθούν για την εκτίμηση ομογραφίας. Η ισορροπημένη επιλογή σημείων σε όλο το οπτικό πεδίο μειώνει το σφάλμα προβολής και σταθεροποιεί τις μετρήσεις σε μέτρα. Όταν αλλάζει το ζουμ ή η γωνία λήψης, είναι απαραίτητη η επανεκτίμηση της ομογραφίας, διαφορετικά τα σφάλματα μεταφέρονται άμεσα σε αποστάσεις, ταχύτητες και κάθε παράγωγο δείκτη που βασίζεται στη χωρική προβολή.

## 2.6 Κενά Βιβλιογραφίας και Κατεύθυνση Έργου

Συνοψίζοντας, προκύπτουν τρεις βασικές ανάγκες που γεφυρώνουν τη θεωρία με την πράξη στη χειροσφαίριση. Πρώτον, απαιτούνται ολοκληρωμένα end-to-end πλαίσια που ενώνουν ανίχνευση, παρακολούθηση, χωρική βαθμονόμηση με ομογραφία και παραγωγή καθαρών οπτικοποιήσεων, με σταθερούς κανόνες αξιολόγησης σε όλα τα στάδια. Δεύτερον, η χωρική τυποποίηση είναι αναγκαία, ώστε οι μετρήσεις να εκφράζονται σε μέτρα και να προκύπτουν συγκρίσιμοι δείκτες και θερμοκοί χάρτες μεταξύ διαφορετικών κλιπ και αγώνων. Τρίτον, η μετάβαση από pixels σε ερμηνεία απαιτεί δείκτες και αποτελέσματα με άμεσο προπονητικό νόημα, παρουσιασμένα με λιτό και συνεκτικό τρόπο, ώστε να είναι εύκολα αναγνώσιμα και πρακτικά αξιοποιήσιμα.

Παράλληλα, η βιβλιογραφία δείχνει ότι στη χειροσφαίριση είναι χρήσιμη η επιλογή ερμηνεύσιμων μεθόδων, ιδιαίτερα στην αναγνώριση ενεργειών, επειδή τα δεδομένα είναι συχνά περιορισμένα και άνισα κατανομημένα. Σε αυτό το πλαίσιο είναι σημαντικό να μπορεί να τεκμηριώνεται ποια χαρακτηριστικά επηρεάζουν την απόφαση, ώστε τα συμπεράσματα να παραμένουν διαφανή και επαληθεύσιμα. Επίσης, οι ρεαλιστικοί περιορισμοί πρέπει να δηλώνονται ρητά και να λαμβάνονται υπόψη στην ερμηνεία. Η μονοκάμερη λήψη, η απουσία επίσημων ταυτοτήτων, η ευαισθησία της ομογραφίας στην επιλογή σημείων και οι συχνές αποκρύψεις λόγω υψηλής πυκνότητας παικτών επηρεάζουν άμεσα τόσο την απόδοση όσο και την αξιοπιστία των παραγόμενων δεικτών.

Με αυτά ως οδηγό, η παρούσα εργασία υιοθετεί μια ροή που ξεκινά από υλικό μετάδοσης, εφαρμόζει ανίχνευση και παρακολούθηση με συνεπείς ρυθμίσεις που ορίζονται σε σύνολο ανάπτυξης και στη συνέχεια παραμένουν σταθερές, επιβάλλει χωρική τυποποίηση μέσω ομογραφίας και καταλήγει σε απλές αλλά χρήσιμες οπτικοποιήσεις και κινηματικούς δείκτες. Πάνω στις τροχιές εφαρμόζεται αναγνώριση ενεργειών με ερμηνεύσιμα χαρακτηριστικά και κατάλληλους ταξινομητές, ώστε το αποτέλεσμα να είναι κατανοητό και να μπορεί να ελεγχθεί συστηματικά. Η αξιολόγηση πραγματοποιείται σε ρεαλιστικές συνθήκες μετάδοσης, ώστε να αποτυπώνονται τόσο η αποτελεσματικότητα όσο και οι περιορισμοί της προσέγγισης. Με τον τρόπο αυτό καλύπτονται τα κενά που εντοπίστηκαν και ενισχύεται η αναπαραγωγικότητα και η πρακτική αξία των αποτελεσμάτων.

## Κεφάλαιο 3

### Μεθοδολογικό Πλαίσιο και Αρχιτεκτονική Συστήματος

Στο παρόν κεφάλαιο περιγράφεται βήμα προς βήμα η διαδικασία με την οποία ένα broadcast video χειροσφαίρισης μετατρέπεται σε δομημένη πληροφορία, χωρικά τυποποιημένη και ερμηνεύσιμη. Η προτεινόμενη ροή είναι διαδικαστική και οργανώνεται σε σαφή στάδια, ώστε να παραμένει διαφανής, αναπαραγώγιμη και πρακτικά αξιοποιήσιμη.

Αρχικά γίνεται προετοιμασία του υλικού και βασικοί έλεγχοι ποιότητας, με στόχο να επιβεβαιωθούν παράμετροι όπως ο ρυθμός καρτέ, η ανάλυση και η οπτική συνέπεια του πλάνου. Στη συνέχεια εκτελείται ανίχνευση και παρακολούθηση παικτών με συνεπείς ρυθμίσεις, οι οποίες ορίζονται σε σύνολο ανάπτυξης και στη συνέχεια διατηρούνται σταθερές, ώστε να προκύπτουν αξιόπιστες και χρονικά συνεκτικές τροχιές. Έπειτα εφαρμόζεται ο χωρικός μετασχηματισμός της ομογραφίας για βαθμονόμηση και προβολή στην κάτοψη του γηπέδου, ώστε οι θέσεις και οι μεταβολές τους να εκφράζονται σε μέτρα και να είναι συγκρίσιμες ανάμεσα σε διαφορετικές φάσεις και αγώνες. Τέλος, πάνω στις τροχιές σε συντεταγμένες γηπέδου υπολογίζονται κινηματικά μεγέθη, όπως ταχύτητα, επιτάχυνση και διανυθείσα απόσταση, και παράγονται λιτές οπτικοποιήσεις, όπως τροχιές και θερμοκοί χάρτες, που υποστηρίζουν την προπονητική ανάλυση.

Με αυτή τη δομή, το σύστημα διατηρεί καθαρή ιχνηλασιμότητα από το αρχικό βίντεο μέχρι τους τελικούς δείκτες και τις οπτικοποιήσεις. Παράλληλα, μειώνει τις ασάφειες στην αξιολόγηση, επειδή κάθε στάδιο ελέγχεται με συγκεκριμένες μετρικές και σταθερούς κανόνες, και ενισχύει την πρακτική χρησιμότητα των αποτελεσμάτων σε ρεαλιστικές συνθήκες μετάδοσης.

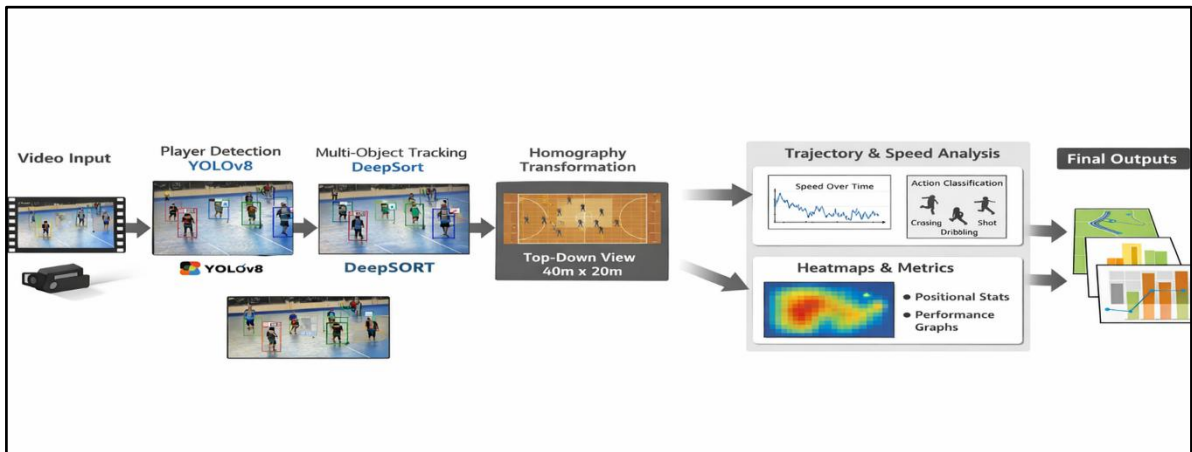
#### 3.1 Αρχιτεκτονική και Ροή του Αναλυτικού Συστήματος

Η προτεινόμενη αρχιτεκτονική στοχεύει σε αυτοματοποιημένη ανάλυση χειροσφαίρισης από μονοκάμερη τηλεοπτική μετάδοση, με έμφαση στη χωρική τυποποίηση και στη χρονική συνέπεια των δεδομένων. Η ροή οργανώνεται σε διακριτά στάδια, ώστε από το αρχικό

βίντεο να προκύπτουν συνεκτικές τροχιές σε μονάδες μέτρου και δείκτες που μπορούν να συγκριθούν μεταξύ διαφορετικών κλιπ και αγώνων. Η σχεδίαση στηρίζεται σε δύο βασικές αρχές:

- **Χωρική τυποποίηση σε κάτοψη:** Όλες οι θέσεις προβάλλονται σε τυπική κάτοψη γηπέδου διαστάσεων  $40 \times 20$  m μέσω ομογραφίας. Με αυτόν τον τρόπο, αποστάσεις, ταχύτητες και θερμοκοί χάρτες αποκτούν σταθερό νόημα και γίνονται συγκρίσιμα, ανεξάρτητα από γωνία κάμερας και μεταβολές ζουμ, στο μέτρο που η βαθμονόμηση παραμένει αξιόπιστη.
- **Χρονική συνέπεια μέσω παρακολούθησης:** Κάθε παίκτης διατηρεί συνεπή ταυτότητα μέσα στο ίδιο κλιπ μέσω παρακολούθησης πολλαπλών αντικειμένων (multi-object tracking). Έτσι οι τροχιές είναι χρονικά συνεκτικές και κατάλληλες για υπολογισμό κινηματικών μεγεθών, όπως ταχύτητα και επιτάχυνση, αλλά και για παραγωγή συνοπτικών δεικτών σε επίπεδο παίκτη και ομάδας.

Για να είναι σαφής η συνεισφορά του έργου, η μεθοδολογία οργανώνεται και αξιολογείται σε τέσσερις άξονες που αντιστοιχούν στα ερευνητικά ερωτήματα. Το RQ1 εξετάζει αν μια ολοκληρωμένη ροή μονοκάμερης ανάλυσης μπορεί να μετατρέπει broadcast video σε συνεκτικές τροχιές, βασικές κινηματικές μετρικές και οπτικοποιήσεις, όπως διαγράμματα τροχιών και θερμοκοί χάρτες. Το RQ2 αφορά τη χωρική βαθμονόμηση μέσω ομογραφίας, ώστε η κίνηση να εκφράζεται σε μέτρα πάνω σε τυποποιημένο γήπεδο  $40 \times 20$  m και οι συγκρίσεις μεταξύ κλιπ να έχουν ουσιαστικό νόημα. Το RQ3 εστιάζει στην αναγνώριση ενεργειών πάνω στις τροχιές, με ερμηνεύσιμα χαρακτηριστικά κίνησης και δενδροειδείς ταξινομητές, ώστε οι αποφάσεις να παραμένουν διαφανείς και ελέγξιμες. Τέλος, το RQ4 αφορά την αξιολόγηση του συστήματος σε ρεαλιστικές συνθήκες μετάδοσης, ώστε να αποτυπωθούν τόσο τα δυνατά σημεία όσο και οι περιορισμοί, όπως αποκρύψεις, υψηλή πυκνότητα παικτών και μεταβολές της κάμερας.



Εικόνα 3.1 – Ολοκληρωμένη Ροή Επεξεργασίας του Συστήματος



Εικόνα 3.2 – Συνοπτική Επισκόπηση End-to-End Pipeline.

### 3.2 Ροή δεδομένων

Η ροή δεδομένων ξεκινά από την εναρμόνιση του οπτικού υλικού, ώστε όλα τα βίντεο να επεξεργάζονται με κοινές προδιαγραφές. Συγκεκριμένα, τα κλιπ μετατρέπονται σε 25 fps και ανάλυση  $960 \times 540$ . Με ρυθμό καρέ  $f$  ορίζεται το χρονικό βήμα

$$\Delta t = \frac{1}{f}$$

άρα για  $f = 25$  ισχύει  $\Delta t = 0.04s$ . Με αυτόν τον τρόπο, οι υπολογισμοί στον χρόνο παραμένουν συνεπείς και οι συγκρίσεις μεταξύ διαφορετικών αγώνων γίνονται υπό τις ίδιες συνθήκες.

Κάθε καρτέ εισέρχεται στον ανιχνευτή, ο οποίος επιστρέφει για κάθε παίκτη ένα ορθογώνιο πλαίσιο εντοπισμού και μια βαθμολογία εμπιστοσύνης. Κάθε πλαίσιο μπορεί να παρασταθεί ως  $(x,y,w,h)$  όπου  $(x,y)$  είναι η πάνω αριστερή γωνία και  $w,h$  το πλάτος και το ύψος. Για να μετατραπεί η θέση από pixels σε αντιπροσωπευτικό σημείο του παίκτη, επιλέγεται συνήθως το κάτω μέσο του πλαισίου, το οποίο προσεγγίζει τη θέση επαφής με το έδαφος:

$$p = \left( x + \frac{w}{2}, y + h \right)$$

Στη συνέχεια, οι ανιχνεύσεις τροφοδοτούν τον ιχνηλάτη, ο οποίος αποδίδει συνεπή αναγνωριστικά ανά παίκτη και συνθέτει χρονικά συνεκτικές τροχιές σε επίπεδο κλιπ. Το σημείο  $p$  προβάλλεται στην τυπική κάτοψη μέσω ομογραφίας. Αν  $\tilde{P} = (u, v, 1)^T$  είναι οι ομογενείς συντεταγμένες του σημείου στο επίπεδο εικόνας και  $\tilde{P} = (X, Y, 1)^T$  οι αντίστοιχες στο επίπεδο γηπέδου, τότε:

$$\tilde{P} \sim H\tilde{p}$$

και μετά την κανονικοποίηση προκύπτουν οι συντεταγμένες σε μέτρα:

$$X = \frac{\tilde{P}_1}{\tilde{P}_3}, Y = \frac{\tilde{P}_2}{\tilde{P}_3}$$

Έτσι, οι τροχιές εκφράζονται σε μέτρα και μπορούν να συγκριθούν μεταξύ διαφορετικών κλιπ. Πάνω σε αυτές τις χωρικά τυποποιημένες τροχιές υπολογίζονται κινηματικά μεγέθη. Για διαδοχικές θέσεις  $P_t = (X_t, Y_t)$  ορίζεται η ταχύτητα:

$$u_t = \frac{\|p_t - p_{t-1}\|}{\Delta_t}$$

και η επιτάχυνση:

$$a_t = \frac{u_t - u_{t-1}}{\Delta_t}$$

Επιπλέον, η συνολική απόσταση στο κλιπ υπολογίζεται ως:

$$d = \sum_{t=1}^T \|p_t - P_{t-1}\|$$

Τέλος, παράγονται οπτικοποιήσεις όπως διαγράμματα τροχιών, θερμικοί χάρτες χωρικής παρουσίας και χρονογραμμές κατοχής, οι οποίες υποστηρίζουν την προπονητική ανάλυση και επιτρέπουν γρήγορη ερμηνεία των αποτελεσμάτων.

### 3.3 Προεπεξεργασία Βίντεο

Η προεπεξεργασία έχει στόχο να εξασφαλίσει ομοιόμορφη χρονική και χωρική δειγματοληψία, ώστε όλα τα επόμενα στάδια να λειτουργούν με σταθερές συνθήκες. Όλα τα κλιπ επαναδειγματοληπτούνται σε 25 fps και αποκωδικοποιούνται σε ανάλυση  $960 \times 540$ , επιλογή που διατηρεί επαρκή λεπτομέρεια για ανίχνευση παικτών, ενώ περιορίζει το υπολογιστικό κόστος και τον χρόνο εκτέλεσης.

Για να διατηρείται η χρονική συνέπεια με τα διαθέσιμα annotations, υλοποιείται ρητή αντιστοίχιση ανάμεσα στην αρχική και στην επεξεργασμένη αρίθμηση καρέ. Αν  $f_{src}$  είναι ο αρχικός ρυθμός καρέ και  $fdst=25$  ο στόχος, τότε το καρέ  $idst$  της επεξεργασμένης ροής αντιστοιχίζεται στο καρέ της αρχικής ροής ως:

$$i_{src} = \left\lfloor i_{dst} \cdot \frac{f_{src}}{f_{dst}} \right\rfloor$$

Με αυτόν τον τρόπο, κάθε δείκτης καρέ στην επεξεργασμένη ροή αντιστοιχίζεται με συνέπεια στο αντίστοιχο καρέ του αρχικού αρχείου και διατηρείται η χρονική αναφορά των επισημειώσεων.

Σε υλικό με διαπλοκή (interlacing) εφαρμόζεται αποπλέξη (deinterlacing), ώστε να μειωθούν τεχνητά οπτικά τεχνουργήματα που επηρεάζουν την ποιότητα των ανιχνεύσεων. Προαιρετικά μπορεί να ενεργοποιηθεί υποδειγματοληψία καρέ, με σκοπό ταχύτερη ροή επεξεργασίας σε πειραματικές εκτελέσεις ή σε περιορισμένους υπολογιστικούς πόρους. Αν κρατάμε ένα καρέ κάθε  $s$  καρέ, τότε ο ρυθμός παρατήρησης μειώνεται αναλογικά και οι

ανοχές του tracking προσαρμόζονται στην ίδια κλίμακα. Ενδεικτικά, αν επιτρέπονται έως  $A$  χαμένα καρέ στη βασική ροή, τότε με υποδειγματοληψία  $s$  το καρέ της αραιωμένης ροής:

$$A' = s \cdot A$$

ώστε να παραμένει εφικτή η αντιστοίχιση του ίδιου παίκτη μεταξύ διαδοχικών παρατηρήσεων και να αποφεύγονται τεχνητές διακοπές στις τροχιές.

### 3.4 Ανίχνευση παικτών με YOLOv8

Η ανίχνευση βασίζεται σε one-stage detector της οικογένειας YOLO και υλοποιείται με την έκδοση YOLOv8, η οποία εκπαιδεύεται για την κλάση παίκτης. Η εκπαίδευση ξεκινά από γενικά προεκπαιδευμένα βάρη και προσαρμόζεται στο πεδίο της χειροσφαίρισης, ώστε το μοντέλο να ανταποκρίνεται σε συνθήκες τηλεοπτικής μετάδοσης, όπως μεταβολές φωτισμού, διαφορετικές γωνίες λήψης και θόλωση κίνησης.

Κατά την προσαρμογή εφαρμόζονται ρεαλιστικές επαυξήσεις δεδομένων, όπως διακυμάνσεις φωτεινότητας και αντίθεσης, ελεγχόμενη οριζόντια αναστροφή, μικρές προοπτικές μεταβολές και ήπια θόλωση κίνησης. Στόχος είναι να ενισχυθεί η γενίκευση χωρίς να αλλοιώνεται η γεωμετρία της σκηνής και χωρίς να εισάγονται μη ρεαλιστικά δείγματα.

Το κατώφλι εμπιστοσύνης ορίζεται μία φορά σε σύνολο ανάπτυξης, με κριτήριο τη μεγιστοποίηση του δείκτη  $F_1$ , και στη συνέχεια παραμένει σταθερό σε όλες τις εκτελέσεις. Για ένα επιλεγμένο κατώφλι  $\tau$ , οι ανιχνεύσεις κρατούνται όταν το confidence score ικανοποιεί:  $s \geq \tau$ . Με αυτόν τον τρόπο, η αξιολόγηση παραμένει δίκαιη και συγκρίσιμη μεταξύ πειραμάτων.

Πριν από την τελική έξοδο εφαρμόζεται non-maximum suppression με σταθερό όριο επικάλυψης  $\theta$ , ώστε να συγχωνεύονται πολλαπλές ανιχνεύσεις για τον ίδιο παίκτη και να περιορίζονται οι διπλομετρήσεις. Η επικάλυψη μεταξύ δύο πλαισίων  $A$  και  $B$  ορίζεται με:

$$IoU = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}$$

Κατά το NMS, για τις ανιχνεύσεις που αφορούν την ίδια κλάση, διατηρείται η ανίχνευση με το μεγαλύτερο score και απορρίπτονται όσες έχουν επικάλυψη πάνω από το όριο:

$$IoU(A, B) > \theta$$

Τέλος, εφαρμόζονται βασικοί έλεγχοι εγκυρότητας στις προβλεπόμενες περιοχές, ώστε να απορρίπτονται μηδενικά ή εκτός ορίων πλαίσια. Ενδεικτικά, για πλαίσιο με πλάτος  $w$  και ύψος  $h$  απαιτείται:

$$w > 0, h > 0$$

και οι συντεταγμένες να ανήκουν εντός των ορίων του καρέ. Με αυτόν τον τρόπο, οι ανιχνεύσεις που τροφοδοτούν το στάδιο της παρακολούθησης είναι καθαρές και κατάλληλες για σύνθεση χρονικά συνεκτικών τροχιών.

### 3.5 Multi-Player Tracking με DeepSORT

Σε αυτό το στάδιο το σύστημα προσπαθεί να κρατήσει σταθερή ταυτότητα για κάθε παίκτη μέσα στο ίδιο κλιπ. Ο ανιχνευτής δίνει ανιχνεύσεις ανά καρέ, αλλά δεν γνωρίζει αν μια ανίχνευση ανήκει στον ίδιο παίκτη με πριν. Ο ρόλος του tracking είναι να αποφασίσει ποια ανίχνευση στο τρέχον καρέ αντιστοιχεί σε ποιον παίκτη από τα προηγούμενα καρέ, ώστε να προκύπτουν χρονικά συνεκτικές τροχιές. Αυτές οι τροχιές είναι απαραίτητες για σωστούς υπολογισμούς απόστασης, ταχύτητας και για κάθε δείκτη που βασίζεται στη συνέχεια της κίνησης.

Η προσέγγιση είναι tracking-by-detection και υλοποιείται με DeepSORT. Η λογική του DeepSORT μπορεί να εξηγηθεί με τρία απλά βήματα που επαναλαμβάνονται σε κάθε καρέ.

Πρώτον, για κάθε ενεργό ίχνος γίνεται πρόβλεψη της νέας θέσης του με ένα απλό μοντέλο σταθερής ταχύτητας. Αν η θέση στο γήπεδο εικόνας δίνεται από  $(x, y)$  και η ταχύτητα από  $(u_x, u_y)$  τότε η πρόβλεψη στο επόμενο καρέ είναι:

$$x_t = x_{t-1} + u_x \Delta t, y_t = y_{t-1} + u_y \Delta t$$

Έτσι, ακόμη και αν σε ένα καρέ η ανίχνευση χαθεί στιγμιαία λόγω απόκρυψης, υπάρχει μια ρεαλιστική εκτίμηση για το πού αναμένεται να βρίσκεται ο παίκτης.

Δεύτερον, πριν γίνει η τελική αντιστοίχιση, απορρίπτονται ζεύγη ίχνους και ανίχνευσης που είναι προφανώς ασύμβατα. Ένας απλός κανόνας είναι να υπολογίζεται η απόσταση ανάμεσα στην προβλεπόμενη θέση του ίχνους και στο κέντρο της ανίχνευσης. Αν η απόσταση είναι πολύ μεγάλη, το ζεύγος δεν εξετάζεται:

$$d = \sqrt{(x_t - x_d)^2 + (y_t - y_d)^2}$$

όπου  $(x_d, y_d)$  είναι η θέση της ανίχνευσης. Αυτό μειώνει λάθος αντιστοιχίσεις όταν υπάρχουν πολλοί παίκτες κοντά.

Τρίτον, για τα ζεύγη που περνούν το φίλτρο, κατασκευάζεται ένα κόστος που συνδυάζει γεωμετρία και εμφάνιση. Η γεωμετρία εκφράζεται από την απόσταση  $d$  και η εμφάνιση από ένα *embedding* που συγκρίνει το ίχνος με την ανίχνευση. Ένα απλό κόστος είναι:

$$c = \lambda d + (1 - \lambda) d_{app}$$

όπου  $d_{app}$  είναι η απόσταση εμφάνισης και  $\lambda$  σταθερό βάρος. Πάνω σε αυτόν τον πίνακα κόστους, ο αλγόριθμος Hungarian επιλέγει την αντιστοίχιση που δίνει το μικρότερο συνολικό κόστος σε κάθε καρέ. Με αυτόν τον τρόπο, όταν δύο παίκτες είναι κοντά, η εμφάνιση βοηθά να μην ανταλλαχθούν οι ταυτότητες, ενώ όταν η εμφάνιση είναι ασαφής, η γεωμετρία κρατά σταθερή την αντιστοίχιση.

Ο κύκλος ζωής των ίχνων ορίζεται συντηρητικά. Ένα νέο ίχνος επιβεβαιώνεται μόνο όταν υπάρχουν αρκετές συνεχόμενες αντιστοιχίσεις, μέσω της παραμέτρου `min_hits`, ώστε να αποφεύγονται ψευδοί στόχοι που εμφανίζονται για λίγα καρέ. Αντίστοιχα, ένα ίχνος τερματίζεται όταν δεν αντιστοιχιστεί για έναν μέγιστο αριθμό καρέ, μέσω της παραμέτρου `max_age`. Όταν χρησιμοποιείται υποδειγματοληψία καρέ, το `max_age` αυξάνεται αναλογικά, όπως περιγράφεται στην προεπεξεργασία, ώστε να μην δημιουργούνται τεχνητές διακοπές στις τροχιές.

Η έξοδος του *tracking* είναι μια χρονοσειρά που, για κάθε καρέ, περιλαμβάνει το αναγνωριστικό καρέ, το αναγνωριστικό ίχνους και το αντίστοιχο *bounding box* σε *pixels*,

μαζί με το score όπου αυτό είναι διαθέσιμο. Η έξοδος αυτή περνά στο επόμενο στάδιο της χωρικής τυποποίησης με ομογραφία και στη συνέχεια στον υπολογισμό κινηματικών μεγεθών και οπτικοποιήσεων.

### 3.6 Χωρική Βαθμονόμηση με Ομογραφία

Για να αποκτήσουν οι μετρήσεις φυσική σημασία, οι θέσεις των παικτών πρέπει να μεταφερθούν από το επίπεδο της εικόνας στην κάτοψη του γηπέδου. Αυτό επιτυγχάνεται με ομογραφία, δηλαδή με έναν γεωμετρικό μετασχηματισμό που αντιστοιχίζει σημεία του καρέ σε σημεία μιας τυπικής κάτοψης γηπέδου χειροσφαίρισης διαστάσεων  $40 \times 20$  m. Αν  $\tilde{p}$  είναι ένα σημείο στην εικόνα σε ομογενείς συντεταγμένες και  $\tilde{P}$  το αντίστοιχο σημείο στην κάτοψη, τότε η προβολή δίνεται από:

$$\tilde{P} = H\tilde{p}$$

και οι τελικές συντεταγμένες σε μέτρα προκύπτουν μετά την κανονικοποίηση:

$$X = \frac{\tilde{P}_1}{\tilde{P}_3}, \quad Y = \frac{\tilde{P}_2}{\tilde{P}_3}$$

Έτσι, οι τροχιές παύουν να εκφράζονται σε pixels και εκφράζονται σε μέτρα, ώστε αποστάσεις, ταχύτητες και θερμοκοί χάρτες να είναι συγκρίσιμα και ερμηνεύσιμα.

Η ομογραφία εκτιμάται ανά κλιπ από αντιστοιχίσεις μεταξύ χαρακτηριστικών σημείων στο καρέ και των αντίστοιχων σημείων στην ιδεατή κάτοψη. Επιλέγονται τουλάχιστον οκτώ σημεία με καλή χωρική διασπορά, ώστε ο μετασχηματισμός να παραμένει σταθερός σε όλο το γήπεδο. Τέτοια σημεία μπορεί να είναι γωνίες του γηπέδου, σημεία πάνω στην κεντρική γραμμή, καθώς και σημεία πάνω στα τόξα των 6 και 9 μέτρων. Ο υπολογισμός γίνεται με Direct Linear Transform (DLT) και εφαρμόζεται ανθεκτική επιλογή αντιστοιχίσεων, ώστε να απορρίπτονται ακραία ζεύγη που θα αλλοίωναν το αποτέλεσμα.

Ως αντιπροσωπευτικό σημείο της θέσης του παίκτη χρησιμοποιείται κάτω μέσο σημείο (bottom-center point) του bounding box. Η επιλογή αυτή είναι κρίσιμη, επειδή η ομογραφία περιγράφει σχέση επιπέδων και προϋποθέτει ότι το σημείο ανήκει στο επίπεδο του γηπέδου.

Το κάτω μέρος του πλαισίου προσεγγίζει το σημείο επαφής του παίκτη με το δάπεδο, άρα είναι πιο κοντά στη γεωμετρική υπόθεση του μετασχηματισμού. Αν χρησιμοποιηθεί σημείο πιο ψηλά στο σώμα, όπως το κέντρο του πλαισίου, τότε εισάγεται συστηματικό σφάλμα λόγω προοπτικής, αφού το σημείο δεν βρίσκεται στο επίπεδο του γηπέδου. Με βάση αυτό το αντιπροσωπευτικό σημείο, κάθε θέση προβάλλεται στην κάτοψη και προκύπτει για κάθε καρέ μια θέση σε μέτρα.

Η ποιότητα της χωρικής βαθμονόμησης ελέγχεται με δύο τρόπους. Αριθμητικά, υπολογίζεται σφάλμα επαναπροβολής σε pixels. Αν  $p_i$  είναι σημείο στο καρέ και  $\hat{p}_i$  το σημείο που προκύπτει μετά από προβολή στην κάτοψη και αντίστροφη επαναπροβολή, τότε το σφάλμα ορίζεται ως:

$$e_i = \|P_i - \hat{p}_i\|$$

και ο μέσος όρος του σε  $N$  σημεία είναι:

$$\bar{e} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e_i$$

Οπτικά, γίνεται επικάλυψη των γραμμών του γηπέδου πάνω στο καρέ, ώστε να διαπιστώνεται αν η προβολή ευθυγραμμίζεται με τις πραγματικές γραμμές της σκηνής. Όταν το ζουμ ή η γωνία λήψης μεταβληθούν ουσιαστικά μέσα στο ίδιο βίντεο, η ομογραφία επανεκτιμάται για το αντίστοιχο τμήμα, ώστε οι αποστάσεις και οι ταχύτητες στην κάτοψη να παραμένουν αξιόπιστες και να αποφεύγονται συστηματικά σφάλματα λόγω αλλαγής της προβολής.

### 3.7 Εξομάλυνση Τροχιών και Κινηματικά Μεγέθη

Οι τροχιές στην κάτοψη καθαρίζονται με ήπια εξομάλυνση και ευθυγραμμίζονται χρονικά. Στόχος είναι να μειωθεί ο θόρυβος στις θέσεις χωρίς να χαθούν πραγματικές, απότομες αλλαγές κίνησης. Για κάθε παίκτη, αν η θέση στο καρέ  $t$  είναι  $P_t = (X_t, Y_t)$ , τότε μετά την εξομάλυνση προκύπτει μια νέα θέση  $\bar{P}_t$  ως μέσος όρος σε μικρό χρονικό παράθυρο  $w$ :

$$\bar{P}_t = \frac{1}{w} \sum_{k=0}^{w-1} P_{t-k}$$

Το παράθυρο επιλέγεται μικρό ώστε να μειώνεται ο τυχαίος θόρυβος, αλλά να μην «σβήνονται» πραγματικές μεταβολές.

Η ταχύτητα υπολογίζεται από τη μεταβολή διαδοχικών θέσεων σε μέτρα, διαιρεμένη με τον χρόνο ανάμεσα στα καρέ, όπως έχει οριστεί στην προεπεξεργασία. Έτσι:

$$u_t = \frac{\|P_t - P_{t-1}\|}{\Delta_t}$$

και η επιτάχυνση προκύπτει από τη μεταβολή διαδοχικών ταχυτήτων:

$$a_t = \frac{u_t - u_{t-1}}{\Delta_t}$$

Η συνολική απόσταση στο κλιπ υπολογίζεται ως άθροισμα των μικρών μετακινήσεων κατά μήκος της τροχιάς:

$$d = \sum_{t=1}^T \|\bar{P}_t - \bar{P}_{t-1}\|$$

Μικρά κενά λόγω απόκρυψης συμπληρώνονται με γραμμική παρεμβολή όταν το διάστημα είναι σύντομο. Αν μια θέση  $\bar{P}_t$  λείπει ανάμεσα σε δύο διαθέσιμες θέσεις  $\bar{P}_{t_0}$  και  $\bar{P}_{t_1}$ , τότε για  $t_0 < t < t_1$  δίνεται από:

$$\bar{P}_t = \bar{P}_{t_0} + \frac{t - t_0}{t_1 - t_0} \cdot (\bar{P}_{t_1} - \bar{P}_{t_0})$$

Όταν το κενό ξεπερνά ένα μέγιστο όριο διάρκειας, οι τιμές σημειώνονται ως μη διαθέσιμες, ώστε να αποφεύγονται τεχνητές αιχμές σε ταχύτητα ή επιτάχυνση.

Σε επίπεδο ομάδας υπολογίζονται δείκτες πλάτους και μήκους ως μέτρα χωρικής διασποράς των θέσεων στην κάτοψη. Αν  $X_t^{(i)}$  και  $Y_t^{(i)}$  είναι οι συντεταγμένες του παίκτη  $i$  στο καρέ  $t$ , τότε το πλάτος και το μήκος ορίζονται ως το εύρος τιμών:

$$W_t = \max_i x_t^{(i)} - \min_i x_t^{(i)}$$

$$L_t = \max_i Y_t^{(i)} - \min_i Y_t^{(i)}$$

Παράγονται επίσης χάρτες παρουσίας ανά ζώνη γηπέδου, ώστε να φαίνεται σε ποιες περιοχές κινείται ή παραμένει συχνότερα η ομάδα. Τα heatmaps δημιουργούνται πάνω σε κοινό πλέγμα και με ίδιες παραμέτρους εξομάλυνσης σε όλα τα κλιπ, ώστε οι συγκρίσεις μεταξύ φάσεων και αγώνων να είναι άμεσες και δίκαιες. Αν  $G(u,v)$  είναι το κελί του πλέγματος στην κάτοψη, τότε ένας απλός χάρτης παρουσίας ορίζεται ως πλήθος εμφανίσεων:

$$H(u, v) = \sum_t \sum_i 1(\bar{P}_t^{(i)} \in G(u, v))$$

όπου  $1(\cdot)$  είναι δείκτης που παίρνει τιμή 1 όταν η θέση ανήκει στο αντίστοιχο κελί και 0 διαφορετικά.

### 3.8 Ταξινόμηση Ενεργειών

Η ταξινόμηση ενεργειών εφαρμόζεται σε κλιπ με ετικέτες από τις κατηγορίες crossing, defence, dribbling, jumpshot, passing, running και shot. Στόχος είναι μια διαφανής γραμμή βάσης, ώστε να φανεί σε ποιο βαθμό απλά σήματα που προκύπτουν από το βίντεο μπορούν να διαχωρίσουν βασικές κατηγορίες, χωρίς χρήση πολύπλοκων μοντέλων.

Για κάθε κλιπ υπολογίζεται ένα σύνολο χαρακτηριστικών που λειτουργεί ως είσοδος του ταξινομητή. Τα χαρακτηριστικά συνοψίζουν την εικόνα του κλιπ ως προς το πλήθος ανιχνεύσεων, τη βεβαιότητα του ανιχνευτή και τη γεωμετρία των πλαισίων εντοπισμού. Αυτή η πληροφορία είναι χρήσιμη, επειδή αποτυπώνει έμμεσα τον βαθμό δυσκολίας της σκηνής, όπως συνωστισμό, αποκρύψεις και μεταβολές κλίμακας λόγω ζουμ. Ο Πίνακας 3.1 παρουσιάζει τα χαρακτηριστικά που χρησιμοποιούνται, μαζί με σύντομο ορισμό και την πρακτική τους ερμηνεία.

Πίνακας 3.1 - Χαρακτηριστικά Ανίχνευσης ανά Κλιπ.

Χαρακτηριστικό	Σύντομος Ορισμός	Στην Πράξη
count_mean	Μέσος αριθμός ανιχνεύσεων ανά καρέ.	Μέσο επίπεδο συνωστισμού στο πλάνο.
count_std	Τυπική απόκλιση ανιχνεύσεων ανά καρέ.	Μεταβολή αριθμού ανιχνεύσεων στον χρόνο.
frames_covered_ratio	Ποσοστό καρέ με τουλάχιστον μία ανίχνευση.	Κάλυψη του detector στο κλιπ και ύπαρξη κενών χωρίς ανίχνευση.
conf_med	Διάμεσος των confidence scores.	Τυπική αξιοπιστία ανιχνεύσεων στο κλιπ.
conf_p90	90ό εκατοστημόριο confidence.	Βεβαιότητα των καλύτερων ανιχνεύσεων.
conf_p10	10ό εκατοστημόριο confidence.	Ισχύς των πιο αδύναμων ανιχνεύσεων, ένδειξη θορύβου.
bbox_h_mean	Μέσο ύψος bounding box.	Τυπική κλίμακα στόχου, επηρεάζεται από ζουμ και απόσταση.
bbox_h_std	Τυπική απόκλιση ύψους bounding box.	Σταθερότητα κλίμακας στον χρόνο, ένδειξη ζουμ.
bbox_w_mean	Μέσο πλάτος bounding box.	Τυπική κλίμακα στόχου στο πλάτος.
bbox_w_std	Τυπική απόκλιση πλάτους bounding box.	Μεταβλητότητα πλάτους, αυξάνει σε αποκρύψεις.
bbox_area_mean	Μέσο εμβαδό bounding box.	Τυπικό συνολικό μέγεθος ανιχνεύσεων στο κλιπ.
bbox_area_std	Τυπική απόκλιση εμβαδού bounding box.	Μεταβλητότητα συνολικού μεγέθους.
bbox_ar_mean	Μέση αναλογία πλευρών w/h.	Τυπικό σχήμα πλαισίου στο κλιπ.
bbox_ar_std	Τυπική απόκλιση αναλογίας πλευρών.	Μεταβλητότητα σχήματος, αυξάνει σε αποκρύψεις.
tiny_ratio	Ποσοστό πολύ μικρών πλαισίων.	Παρουσία εξαιρετικά μικρών στόχων, ένδειξη μακρινού πλάνου ή δύσκολης ανίχνευσης.

Στη συνέχεια, όλα τα χαρακτηριστικά κανονικοποιούνται σε κοινή κλίμακα με z-score, υπολογισμένο μόνο από το σύνολο εκπαίδευσης:

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

ώστε ο ταξινομητής να μην επηρεάζεται από διαφορετικές μονάδες ή εύρη τιμών.

Τα κανονικοποιημένα χαρακτηριστικά τροφοδοτούν μια ομάδα κλασικών ταξινομητών, ώστε να υπάρχει άμεση σύγκριση με κοινό πρωτόκολλο. Τα μοντέλα που αξιολογούνται είναι Random Forest, Extra Trees, Gradient Boosting, XGBoost, Logistic Regression και Gaussian Naive Bayes. Οι δένδροειδείς μέθοδοι επιπλέον επιτρέπουν εκτίμηση σημαντικότητας χαρακτηριστικών, ώστε να φαίνεται ποια σήματα συμβάλλουν περισσότερο στη διάκριση κατηγοριών.

Οι χωρισμοί εκπαίδευσης, επικύρωσης και ελέγχου γίνονται σε επίπεδο αγώνα, ώστε να αποφεύγεται διαρροή συμφραζομένων και να αποτυπώνεται ρεαλιστική γενίκευση σε νέο υλικό. Σε περιπτώσεις ανισοκατανομής κλάσεων εφαρμόζεται στάθμιση λαθών ή ισορροπημένη δειγματοληψία, ώστε η αξιολόγηση να είναι δίκαιη σε όλες τις κατηγορίες.

### 3.9 Υλοποίηση Ερευνητικού Έργου

Η υλοποίηση πραγματοποιείται σε Python. Τα μοντέλα αναπτύσσονται με PyTorch, η ανίχνευση υλοποιείται με Ultralytics YOLOv8, η επεξεργασία βίντεο και εικόνας με OpenCV και η διαχείριση δεδομένων με NumPy και Pandas. Οι ρυθμίσεις συγκεντρώνονται σε αρχεία YAML, ώστε κάθε πείραμα να εκτελείται με σαφώς ορισμένες παραμέτρους και χωρίς χειροκίνητες αλλαγές στον κώδικα. Στα αρχεία αυτά περιλαμβάνονται σταθεροί τυχαίοι σπόροι, κατώφλια εμπιστοσύνης, παράμετροι του φίλτρου Kalman και του DeepSORT, όρια για ανθεκτική εκτίμηση της ομογραφίας και παράθυρα εξομάλυνσης τροχιών. Κάθε εκτέλεση καταγράφει εκδόσεις βιβλιοθηκών και σταθερές διαδρομές εισόδου και εξόδου, ενώ τα ενδιαμέσα αποτελέσματα αποθηκεύονται σε τυποποιημένα αρχεία ώστε η ροή να παραμένει αναπαραγώγιμη.

## Κεφάλαιο 4

### Περιγραφή Συνόλου Δεδομένων και Μεθοδολογία Προεπεξεργασίας

Στο κεφάλαιο τεκμηριώνεται το σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιείται και περιγράφεται η προεπεξεργασία που το καθιστά κατάλληλο για ανίχνευση, παρακολούθηση, εκτίμηση ομογραφίας και εξαγωγή κινηματικών μεγεθών. Παρουσιάζονται η δομή των κλιπ, οι ετικέτες και οι βασικοί κανόνες οργάνωσης των αρχείων, καθώς και οι έλεγχοι ποιότητας που εξασφαλίζουν συνεπή είσοδο για όλα τα επόμενα στάδια.

#### 4.1 Επισκόπηση του UNIRI-HBD

Το βασικό σύνολο δεδομένων της εργασίας είναι το UNIRI Handball Dataset (UNIRI-HBD). Το υλικό αποτελείται από μονοκάμερα κλιπ χειροσφαίρισης, τα οποία προέρχονται από βίντεο αγώνα και έχουν σχολιαστεί σε επίπεδο κλιπ. Κάθε κλιπ αντιστοιχίζεται σε μία κυρίαρχη ενέργεια, με στόχο η ετικέτα να περιγράφει συνολικά τη φάση και όχι έναν συγκεκριμένο παίκτη. Για τον λόγο αυτό, στο στάδιο της ανάλυσης ανιχνεύονται και παρακολουθούνται όλοι οι ορατοί παίκτες και στη συνέχεια τα στοιχεία κίνησης συνοψίζονται σε μία αναπαράσταση ανά κλιπ.

Στην έκδοση που χρησιμοποιείται στην παρούσα εργασία, το σύνολο περιλαμβάνει 751 κλιπ και συνολικά 59.641 καρτέ. Οι κατηγορίες ενεργειών είναι επτά και ακολουθείται συνεπές λεξιλόγιο: crossing, defence, dribbling, jumpshot, passing, running, shot. Η κατανομή των κλάσεων είναι άνιση, κάτι που επηρεάζει τόσο την εκπαίδευση όσο και τη δίκαιη αξιολόγηση και λαμβάνεται υπόψη στα επόμενα στάδια.

Επειδή δεν παρέχονται επίσημες ταυτότητες παικτών που να ισχύουν πέρα από το κλιπ, η διατήρηση ταυτότητας επιτυγχάνεται με tracking-by-detection στο πλαίσιο του κάθε κλιπ. Αυτό είναι συμβατό με τον στόχο της εργασίας, καθώς οι δείκτες και η αναγνώριση ενεργειών υπολογίζονται σε επίπεδο κλιπ και δεν απαιτείται επαναταυτοποίηση μεταξύ διαφορετικών κλιπ ή αγώνων.

## 4.2 Σχήμα Επισημάνσεων (Annotations) και Εσωτερική Κανονικοποίηση

Οι αρχικές σημειώσεις συχνά έχουν μικρές διαφορές στη μορφή και στην ονοματολογία. Για να αποφευχθούν ασυμβατότητες, μετατρέπονται σε ενιαίο σχήμα αναπαράστασης, ώστε όλα τα στάδια της ροής να λειτουργούν με συνεπή είσοδο.

Σε επίπεδο καρέ αποθηκεύονται ο δείκτης καρέ `frame_idx`, το πλαίσιο `bbox` ως τετράδα `[x,y,w,h]` σε pixels με αφετηρία την πάνω αριστερή γωνία και η κατηγορία αντικειμένου. Το `[x,y]` αντιστοιχεί στο πάνω αριστερά σημείο του πλαισίου και τα `[w,h]` είναι το πλάτος και το ύψος. Όπου είναι διαθέσιμο, αποθηκεύεται και βαθμολογία εμπιστοσύνης, ώστε να υπάρχει κοινή πληροφορία για φιλτράρισμα και έλεγχο ποιότητας.

Σε επίπεδο κλιπ αποθηκεύονται η ετικέτα ενέργειας από το κοινό λεξιλόγιο και ο σύνδεσμος προς το αρχικό βίντεο. Εφόσον υπάρχουν χρονικά όρια, καταγράφονται σε καρέ και σε δευτερόλεπτα, ώστε να είναι δυνατή η αντιστοίχιση με την πραγματική χρονική κλίμακα του κλιπ. Παράλληλα, φυλάσσονται βασικά μεταδεδομένα, όπως ανάλυση, ρυθμός καρέ, λόγος πλευρών και ένδειξη διαπλοκή (interlacing), επειδή αυτά επηρεάζουν άμεσα τόσο την προεπεξεργασία όσο και την ερμηνεία των μετρικών.

Με αυτή την κανονικοποίηση, όλα τα αρχεία ακολουθούν κοινή δομή, η ροή παραμένει σταθερή και μειώνονται σφάλματα που προκύπτουν από μετατροπές μορφής ή από ασυνεπή ορισμό πεδίων.

## 4.3 Διαχωρισμοί (splits)

Για δίκαιη αξιολόγηση και συγκρίσιμα αποτελέσματα, τα κλιπ ομαδοποιούνται ανά αγώνα και δεν διασπώνται σε διαφορετικά σύνολα. Με αυτόν τον τρόπο αποφεύγεται να εμφανιστούν πολύ παρόμοιες σκηνές του ίδιου αγώνα τόσο στην εκπαίδευση όσο και στον έλεγχο, κάτι που θα οδηγούσε σε υπεραισιόδοξες μετρικές.

Εφαρμόζεται διαχωρισμός `match-wise` με σταθερή κατανομή κλιπ σε εκπαίδευση, επικύρωση και έλεγχο. Στην παρούσα εργασία χρησιμοποιείται διαχωρισμός σε 525 κλιπ εκπαίδευσης, 113 κλιπ επικύρωσης και 113 κλιπ ελέγχου. Η εκπαίδευση χρησιμοποιείται

για εκμάθηση μοντέλων, η επικύρωση για επιλογή ρυθμίσεων και υπερπαραμέτρων, και ο έλεγχος για την τελική αναφορά αποτελεσμάτων.

Όταν υπάρχει έντονη ανισορροπία κλάσεων, επιδιώκεται κάθε σύνολο να περιλαμβάνει παραδείγματα από όλες τις ετικέτες ενεργειών, ώστε η επικύρωση και ο έλεγχος να είναι ενημερωτικοί. Με αυτόν τον σχεδιασμό, οι μετρικές αποτυπώνουν ρεαλιστική επίδοση σε νέο αγώνα και μειώνεται ο κίνδυνος διαρροής συμφραζομένων.

#### **4.4 Κανονικοποίηση Βίντεο**

Για κοινό χρονικό βήμα, όλα τα κλιπ επαναδειγματοληφτούν στα 25 fps και αποκωδικοποιούνται σε ανάλυση  $960 \times 540$ , τιμές που ισορροπούν την απαραίτητη λεπτομέρεια για ανίχνευση με το υπολογιστικό κόστος. Αν εντοπιστεί διαπλοκή (interlacing), εφαρμόζεται αποπλέξη (deinterlacing) πριν από κάθε άλλη επεξεργασία, ώστε να μειωθούν τεχνητά οπτικά τεχνουργήματα που επηρεάζουν την ανίχνευση και την παρακολούθηση.

Παράλληλα, διατηρείται ρητή αντιστοίχιση ανάμεσα στην αρχική και στη νέα αρίθμηση καρέ, ώστε οι χρονικές σημειώσεις να παραμένουν ακριβείς στα επόμενα στάδια της ροής και να μην χάνεται η χρονική αναφορά των επισημάνσεων.

#### **4.5 Καθαρισμός των Επισημάνσεων**

Πριν ξεκινήσει η εκπαίδευση ή η αξιολόγηση, τα annotations περνούν από βασικό έλεγχο ποιότητας. Πλαίσια με μηδενική επιφάνεια ή αφύσικες αναλογίες απορρίπτονται, ώστε να μη μεταφέρεται θόρυβος στα επόμενα στάδια. Αν στο ίδιο καρέ υπάρχουν πολλαπλές σημειώσεις για τον ίδιο παίκτη, διατηρείται η επικρατέστερη ανίχνευση με non-maximum suppression, χρησιμοποιώντας σταθερό όριο επικάλυψης, ώστε να περιορίζονται οι διπλομετρήσεις.

Ετικέτες ενεργειών που δεν τεκμηριώνονται καθαρά στο βίντεο σημειώνονται ως αβέβαιες και μπορούν να εξαιρεθούν από την εποπτευόμενη εκπαίδευση. Σε τέτοιες περιπτώσεις ο

στόχος είναι να αποφεύγεται η εκπαίδευση πάνω σε παραδείγματα με ασαφές οπτικό σήμα, που θα οδηγούσαν σε αστάθεια και παραπλανητικά συμπεράσματα.

Μετά την επαναδειγματοληψία, επανυπολογίζονται τα χρονικά όρια των ενεργειών σε καρέ και διατηρείται παράλληλα η έκδοση σε δευτερόλεπτα, ώστε η αντιστοίχιση με τα επόμενα στάδια να παραμένει ακριβής.

#### **4.6 Ανισορροπία Κλάσεων**

Η κατανομή των ενεργειών στο σύνολο δεδομένων είναι άνιση, καθώς ορισμένες κατηγορίες εμφανίζονται αισθητά συχνότερα από άλλες. Για τον λόγο αυτό, στη φάση εκπαίδευσης εφαρμόζεται ήπια υπερδειγματοληψία για τις σπάνιες κλάσεις και, όπου υποστηρίζεται, χρησιμοποιείται στάθμιση ανά κλάση, ώστε τα λάθη στις λιγότερο συχνές ενέργειες να έχουν μεγαλύτερη βαρύτητα. Με αυτή την πρακτική μειώνεται η μεροληψία προς τις πολυπληθέστερες κατηγορίες, χωρίς να αλλοιώνεται η φύση των δεδομένων.

Τα σύνολα επικύρωσης και ελέγχου διατηρούνται αμετάβλητα. Έτσι, οι μετρικές αντανακλούν την πραγματική δυσκολία του προβλήματος και δεν βελτιώνονται τεχνητά μέσω αλλαγής της κατανομής στις αξιολογήσεις. Επιπλέον, η αναφορά αποτελεσμάτων με μακροσταθμισμένες μετρικές, όπως macro precision, macro recall και macro F1, βοηθά να αξιολογείται δίκαια η επίδοση σε όλες τις κατηγορίες, ανεξάρτητα από τη συχνότητά τους.

#### **4.7 Ενίσχυση Δεδομένων (Data Augmentation)**

Η ενίσχυση δεδομένων στοχεύει σε ρεαλιστική ποικιλία χωρίς να αλλοιώνει τη γεωμετρία της σκηνής. Κατά την εκπαίδευση του ανιχνευτή εφαρμόζονται ήπιες μεταβολές φωτεινότητας και αντίθεσης, με αντίστοιχη προσαρμογή των επισημάνσεων όπου απαιτείται, μικρές και ελεγχόμενες προοπτικές μεταβολές που προσεγγίζουν αλλαγές κλίσης ή ζουμ και ήπια θόλωση κίνησης για γρήγορες φάσεις. Με αυτόν τον τρόπο ο ανιχνευτής ενισχύει τη γενίκευσή του και διατηρεί πιο σταθερή απόδοση σε μεταβλητό φωτισμό, φόντο και κλίμακα, όπως συμβαίνει σε πραγματικές συνθήκες μετάδοσης.

## 4.8 Σημεία Αναφοράς για Ομογραφία

Για να μετατραπούν οι θέσεις από pixels σε μετρήσεις σε μέτρα, οι θέσεις προβάλλονται στην κάτοψη του γηπέδου μέσω ομογραφίας. Η ομογραφία είναι ένας μετασχηματισμός που αντιστοιχίζει σημεία της εικόνας σε σημεία μιας τυπικής κάτοψης γηπέδου χειροσφαίρισης διαστάσεων  $40 \times 20$  m. Έτσι, οι τροχιές αποκτούν σταθερή γεωμετρική αναφορά και οι μετρικές κίνησης μπορούν να ερμηνευτούν με φυσικό τρόπο.

Σε αντιπροσωπευτικά κλιπ επιλέγονται τουλάχιστον οκτώ σημεία γηπέδου με καλή χωρική διασπορά, ώστε να καλύπτεται όσο γίνεται όλο το οπτικό πεδίο. Τέτοια σημεία είναι οι γωνίες του γηπέδου, τμήματα της κεντρικής γραμμής και σημεία πάνω στα τόξα των 6 και 9 μέτρων. Για κάθε σημείο καταγράφεται ένα ζεύγος συντεταγμένων, δηλαδή η θέση του στο καρέ και η αντίστοιχη θέση του στην κάτοψη. Με αυτά τα ζεύγη εκτιμάται ο πίνακας ομογραφίας, ενώ εφαρμόζεται ανθεκτική επιλογή αντιστοιχίσεων (π.χ. με απόρριψη ακραίων αντιστοιχίσεων) ώστε να απορρίπτονται ζεύγη που δεν είναι συνεπή, για παράδειγμα λόγω λανθασμένης επιλογής ή περιορισμένης ορατότητας γραμμών.

Ως αντιπροσωπευτικό σημείο θέσης παίκτη χρησιμοποιείται το κάτω μέσο του bounding box, επειδή προσεγγίζει το σημείο επαφής με το δάπεδο και άρα τη θέση του παίκτη πάνω στο επίπεδο του γηπέδου. Η επιλογή αυτή μειώνει συστηματικό σφάλμα που θα εμφανιζόταν αν χρησιμοποιούνταν σημείο ψηλότερα στο σώμα, όπως το κέντρο του πλαισίου, το οποίο επηρεάζεται περισσότερο από την προοπτική.

Η ακρίβεια της βαθμονόμησης ελέγχεται με δύο τρόπους. Πρώτον, αριθμητικά, με το σφάλμα επαναπροβολής, ώστε να εκτιμάται πόσο καλά εξηγούνται τα σημεία από τον μετασχηματισμό. Δεύτερον, οπτικά, με επικάλυψη των γραμμών και των τόξων της κάτοψης πάνω στο καρέ, ώστε να ελέγχεται αν ευθυγραμμίζονται με τις πραγματικές γραμμές του γηπέδου. Αν μεταβληθούν αισθητά η γωνία λήψης ή το ζουμ, η ομογραφία επανεκτιμάται. Διαφορετικά, τα σφάλματα προβολής μεταφέρονται άμεσα σε αποστάσεις και ταχύτητες και επηρεάζουν τις κινηματικές μετρικές.

## Κεφάλαιο 5

### Πειραματικό Πρωτόκολλο και Μετρικές Αξιολόγησης

Για λόγους σαφήνειας, τα ερευνητικά ερωτήματα οργανώνονται έτσι ώστε να αντιστοιχούν άμεσα στα βασικά στάδια της προτεινόμενης αλυσίδας επεξεργασίας (pipeline). Η αντιστοίχιση αυτή διευκολύνει την κατανόηση της ροής εργασίας και επιτρέπει την αξιολόγηση κάθε σταδίου με κατάλληλες μετρικές.

- **RQ1 Ανίχνευση:** Υλοποίηση ανίχνευσης παικτών σε broadcast καρέ με YOLOv8 και ποσοτική αξιολόγηση με precision, recall και mAP.
- **RQ2 Παρακολούθηση:** Υλοποίηση παρακολούθησης πολλαπλών παικτών με DeepSORT, με έμφαση στη διατήρηση σταθερής ταυτότητας ανά παίκτη, και αξιολόγηση με MOTA, IDF1 και identity switches.
- **RQ3 Χαρτογράφηση και μετρικές:** Εφαρμογή χωρικής χαρτογράφησης μέσω ομογραφίας, ώστε οι τροχιές να εκφράζονται σε μέτρα, και εξαγωγή βασικών κινηματικών μεγεθών, όπως ταχύτητα και συνολική απόσταση, μαζί με οπτικοποιήσεις τύπου heatmaps.
- **RQ4 Αναγνώριση ενεργειών:** Αναγνώριση ενεργειών με βάση ερμηνεύσιμα χαρακτηριστικά κίνησης που προκύπτουν από τις τροχιές και αξιολόγηση κλασικών ταξινομητών, με έμφαση σε μακροσταθμισμένες μετρικές λόγω ανισορροπίας κλάσεων.

Στο κεφάλαιο αυτό ορίζεται με ακρίβεια το πειραματικό πρωτόκολλο αξιολόγησης του συστήματος από άκρο σε άκρο. Περιγράφεται η διαδικασία εκτέλεσης των πειραμάτων, η επιλογή και ο διαχωρισμός των δεδομένων και τα κριτήρια με τα οποία αξιολογείται η ποιότητα των παραγόμενων εξόδων σε κάθε στάδιο. Παρουσιάζονται οι διαχωρισμοί σε εκπαίδευση, επικύρωση και έλεγχο, οι μετρικές ανά ενότητα, οι βασικές γραμμές σύγκρισης και οι έλεγχοι που χρησιμοποιούνται για να τεκμηριώνεται η σταθερότητα των συμπερασμάτων. Επισημαίνεται ότι στο παρόν κεφάλαιο δεν παρουσιάζονται αποτελέσματα, αλλά καθορίζονται οι κανόνες που επιτρέπουν αναπαραγωγή της αξιολόγησης και δίκαιη σύγκριση μεταξύ εναλλακτικών επιλογών.

Ιδιαίτερη έμφαση δίνεται στην αποφυγή διαρροής συμφραζομένων, στη ρητή δήλωση των μονάδων μέτρησης και στην αξιολόγηση όχι μόνο της ακρίβειας των επιμέρους ενοτήτων, αλλά και της αξιοπιστίας των κινηματικών σημάτων που παράγονται από τις τροχιές. Με αυτόν τον τρόπο, η αξιολόγηση αποτυπώνει τόσο την τεχνική επάρκεια κάθε υπομονάδας όσο και τη χρησιμότητα των τελικών δεικτών σε ρεαλιστικές συνθήκες ανάλυσης αγώνα.

## **5.1 Ερευνητικά Ερωτήματα και Υποθέσεις**

Η πειραματική ενότητα διατυπώνει σαφή ερωτήματα και τις αντίστοιχες υποθέσεις, τα οποία αντιστοιχούν στα βασικά στάδια του pipeline.

Πρώτον, εξετάζεται κατά πόσο ένας one-stage ανιχνευτής YOLOv8 μπορεί να εντοπίζει αξιόπιστα παίκτες σε συνθήκες μετάδοσης, με πυκνή κίνηση, μερικές αποκρύψεις και μεταβολές φωτισμού ή ζουμ. Η υπόθεση είναι ότι το σύστημα λειτουργεί σε υψηλή ακρίβεια και παρέχει ανιχνεύσεις κατάλληλες για παρακολούθηση.

Δεύτερον, αξιολογείται αν το DeepSORT διατηρεί συνεπείς ταυτότητες, ώστε οι τροχιές να παραμένουν χρονικά συνεκτικές σε σκηνές με συνωστισμό. Η υπόθεση είναι ότι οι αλλαγές ταυτότητας και τα σπασίματα τροχιών παραμένουν σε αποδεκτά επίπεδα, ώστε να μην καταστρέφουν τους κινηματικούς δείκτες.

Τρίτον, διερευνάται η σταθερότητα της ομογραφίας και η επίδραση σφαλμάτων βαθμονόμησης σε αποστάσεις και ταχύτητες σε μέτρα. Η υπόθεση είναι ότι, με προσεκτική επιλογή σημείων και έλεγχο ποιότητας, το σφάλμα επαναπροβολής παραμένει αρκετά μικρό ώστε να μην αλλοιώνει ουσιαστικά τις μετρήσεις που χρησιμοποιούνται στην ανάλυση.

Τέταρτον, εξετάζεται κατά πόσο είναι εφικτή η αναγνώριση ενεργειών σε επίπεδο κλιπ, αξιοποιώντας ερμηνεύσιμα χαρακτηριστικά κίνησης και κλασικούς ταξινομητές. Η υπόθεση είναι ότι επιτυγχάνονται ανταγωνιστικές επιδόσεις, ιδιαίτερα με δενδροειδείς μεθόδους, και ότι η σημαντικότητα χαρακτηριστικών είναι συμβατή με αναμενόμενες κινηματικές ενδείξεις.

Ως συμπληρωματικός έλεγχος, εξετάζεται η ευαισθησία των παραγόμενων σημάτων σε ρεαλιστικές μεταβολές παραμέτρων, όπως το βήμα καρέ και το παράθυρο εξομάλυνσης. Η υπόθεση είναι ότι μικρές μεταβολές ρυθμίσεων δεν ανατρέπουν τα βασικά προπονητικά συμπεράσματα, παρότι μπορεί να επηρεάζουν λεπτομέρειες όπως απόλυτες τιμές ταχύτητας ή ένταση στροφών.

## 5.2 Δεδομένα και Διαχωρισμοί

Όλα τα πειράματα βασίζονται στο UNIRI-HBD όπως τυποποιήθηκε στο Κεφάλαιο 4, με ρυθμό 25 καρέ ανά δευτερόλεπτο, ανάλυση  $960 \times 540$  και εναρμονισμένο λεξιλόγιο ενεργειών. Οι διαχωρισμοί σε εκπαίδευση, επικύρωση και έλεγχο γίνονται σε επίπεδο αγώνα, ώστε να αποφεύγεται διαρροή συμφραζομένων και να αποτυπώνεται ρεαλιστική γενίκευση σε νέο υλικό. Στην παρούσα εργασία χρησιμοποιείται match-wise διαχωρισμός με 525 κλιπ για εκπαίδευση, 113 κλιπ για επικύρωση και 113 κλιπ για έλεγχο.

Για τη διακυβέρνηση των πειραμάτων, κάθε εκτέλεση συνοδεύεται από αρχείο ρυθμίσεων YAML που συγκεντρώνει όλους τους σχετικούς παράγοντες, όπως σπόρους τυχαιότητας, όρια IoU για το NMS, κατώφλια εμπιστοσύνης, παραμέτρους του DeepSORT, όρια για ανθεκτική εκτίμηση βαθμονόμησης και μήκη παραθύρων εξομάλυνσης. Κάθε εκτέλεση λαμβάνει μοναδικό αναγνωριστικό και αποτύπωμα ρυθμίσεων, ώστε να είναι ανακτήσιμη και επαναλήψιμη.

## 5.3 Προεπεξεργασία και Ομοιομορφία Εισόδου

Όλα τα κλιπ επαναδειγματοληπτούνται στα 25 καρέ ανά δευτερόλεπτο, ώστε το χρονικό βήμα να παραμένει σταθερό. Αποκωδικοποιούνται σε ανάλυση  $960 \times 540$  και κανονικοποιούνται σε RGB, ενώ εφαρμόζεται αποπλέξη (deinterlacing) όπου απαιτείται. Επιπλέον, διατηρείται ρητή αντιστοίχιση ανάμεσα στην αρχική και στη νέα αρίθμηση καρέ, ώστε οι χρονικές σημειώσεις να παραμένουν ακριβείς και να αποφεύγεται χρονική ασάφεια στα επόμενα στάδια.

Για μετρήσεις χρόνου εκτέλεσης και μελέτες ευαισθησίας μπορεί να χρησιμοποιηθεί βήμα καρέ  $s$  ίσο με 1, 2 ή 3. Όταν  $s > 1$ , η παρατήρηση γίνεται πιο αραιή, άρα οι ανοχές του DeepSORT προσαρμόζονται αναλογικά ώστε να αποφεύγονται τεχνητές διακοπές τροχιών. Αν  $A$  είναι το μέγιστο επιτρεπτό διάστημα χωρίς αντιστοίχιση στη βασική ροή, τότε χρησιμοποιείται:

$$A' = s \cdot A$$

ώστε ο ορίζοντας αντιστοίχισης να παραμένει συγκρίσιμος σε διαφορετικά βήματα καρέ.

## 5.4 Υλοποίηση Ανίχνευσης (YOLOv8)

Η ανίχνευση παικτών υλοποιείται με YOLOv8, το οποίο εκπαιδεύεται ως μονοκλάση για την κατηγορία player. Στόχος του σταδίου είναι, σε κάθε καρέ του βίντεο, να εντοπίζονται οι παίκτες και να επιστρέφονται τα αντίστοιχα ορθογώνια πλαίσια εντοπισμού. Οι ανιχνεύσεις αυτές αποτελούν την είσοδο για το επόμενο στάδιο, την παρακολούθηση, επομένως η σταθερότητα και η συνέπειά τους επηρεάζουν άμεσα την ποιότητα των τροχιών και των δεικτών που παράγονται.

Η εκπαίδευση ξεκινά από προεκπαιδευμένα γενικά βάρη και προσαρμόζεται στο πεδίο της χειροσφαίρισης με ήπια και ρεαλιστική επαύξηση δεδομένων (data augmentation). Εφαρμόζονται μεταβολές φωτεινότητας και αντίθεσης, οριζόντια αναστροφή όταν δεν εισάγει μη ρεαλιστική παραλλαγή, μικρές προοπτικές μεταβολές που προσεγγίζουν αλλαγές κλίσης ή ζουμ και ήπια θόλωση κίνησης για γρήγορες φάσεις. Σκοπός είναι ο ανιχνευτής να εκτίθεται σε παραλλαγές που μοιάζουν με πραγματικές μεταδόσεις, ώστε να διατηρεί πιο σταθερή απόδοση σε μεταβαλλόμενες συνθήκες.

Μετά την παραγωγή ανιχνεύσεων σε κάθε καρέ, εφαρμόζεται non-maximum suppression με σταθερό όριο επικάλυψης, ώστε να αποφεύγονται διπλές ανιχνεύσεις για τον ίδιο παίκτη. Επιπλέον, το κατώφλι εμπιστοσύνης ορίζεται μία φορά στο σύνολο επικύρωσης, με βάση τις καμπύλες precision recall και το σημείο μέγιστου F1, και στη συνέχεια παραμένει αμετάβλητο σε όλες τις εκτελέσεις. Με αυτόν τον τρόπο, οι διαφορές στα αποτελέσματα αποδίδονται σε πραγματικές διαφορές ρυθμίσεων ή μοντέλων και όχι σε μετακινούμενα κατώφλια.

Η διαδικασία φιλτραρίσματος με κατώφλι εμπιστοσύνης και η εφαρμογή NMS ακολουθούν

τους ορισμούς της Ενότητας 3.4. Πριν από τη διοχέτευση στο tracking, εφαρμόζονται έλεγχοι εγκυρότητας ώστε να απορρίπτονται πλαίσια με μη έγκυρες διαστάσεις ή τιμές εκτός ορίων εικόνας. Παράλληλα, καταγράφονται βασικά στατιστικά ποιότητας, ώστε να εντοπίζονται έγκαιρα καταστάσεις που θα επηρέαζαν αρνητικά την παρακολούθηση και τις τροχιές.

## 5.5 Υλοποίηση Παρακολούθησης (DeepSORT)

Η παρακολούθηση ακολουθεί το σχήμα tracking-by-detection. Πρώτα ανιχνεύονται οι παίκτες σε κάθε καρέ και στη συνέχεια το σύστημα συνδέει τις ανιχνεύσεις του ίδιου παίκτη διαδοχικά, ώστε να του αποδώσει ένα σταθερό αναγνωριστικό track id και να σχηματίσει μια συνεκτική τροχιά στον χρόνο. Αυτό είναι κρίσιμο, επειδή οι τροχιές αποτελούν τη βάση για υπολογισμό ταχυτήτων, αποστάσεων και των χαρακτηριστικών που χρησιμοποιούνται αργότερα.

Η υλοποίηση γίνεται με DeepSORT. Η βασική του λογική είναι η εξής. Το Kalman filter προβλέπει πού αναμένεται να βρίσκεται ένας παίκτης στο επόμενο καρέ, με υπόθεση κίνησης περίπου σταθερής ταχύτητας. Με βάση αυτή την πρόβλεψη εφαρμόζονται πύλες συμβατότητας, ώστε να αποκλείονται πρώτα μη ρεαλιστικές αντιστοιχίσεις, για παράδειγμα όταν μια νέα ανίχνευση βρίσκεται πολύ μακριά από την αναμενόμενη θέση. Παράλληλα, τα embeddings εμφάνισης από ένα ελαφρύ νευρωνικό δίκτυο προσθέτουν πληροφορία ομοιότητας, δηλαδή πόσο μοιάζει ο παίκτης οπτικά με προηγούμενες εμφανίσεις του. Τέλος, ο Hungarian algorithm υπολογίζει την τελική αντιστοίχιση μεταξύ υπαρχόντων ιχνών και νέων ανιχνεύσεων, ελαχιστοποιώντας ένα συνολικό κόστος που συνδυάζει κριτήρια κίνησης και εμφάνισης.

Για να αποφεύγονται στιγμιαίοι ψευδοστόχοι, η γέννηση μιας νέας τροχιάς απαιτεί ελάχιστες διαδοχικές επιβεβαιώσεις, μέσω της παραμέτρου min\_hits. Αντίστοιχα, μια τροχιά δεν τερματίζεται αμέσως όταν χαθεί για ένα καρέ, αλλά μετά από προκαθορισμένο πλήθος χαμένων βημάτων, μέσω της παραμέτρου max\_age. Οι ρυθμίσεις αυτές είναι ιδιαίτερα χρήσιμες στη χειροσφαίριση, όπου οι επικαλύψεις και οι στιγμιαίες αποκρύψεις είναι συχνές.

Όταν χρησιμοποιείται βήμα καρέ μεγαλύτερο από ένα, οι ανοχές του ιχνηλάτη κλιμακώνονται αναλογικά, όπως ορίστηκε στην προεπεξεργασία. Με αυτόν τον τρόπο αποφεύγονται τεχνητές διακοπές τροχιών λόγω υποδειγματοληψίας και περιορίζεται η υποεκτίμηση ταχύτητας που μπορεί να προκύψει όταν μειώνεται η χρονική ανάλυση.

Παράλληλα, εφαρμόζονται έλεγχοι λογικής, όπως όριο στη μέγιστη επιτρεπτή μετατόπιση ανά καρέ σε pixels, έλεγχος μοναδικότητας track id μέσα στο ίδιο κλιπ και έλεγχος για πιθανές διπλές τροχιές όταν δύο ίχνη κινούνται σχεδόν ταυτόσημα και πολύ κοντά μεταξύ τους. Οι έλεγχοι αυτοί λειτουργούν ως πρόσθετη ασφάλεια πριν από τη χωρική προβολή και τον υπολογισμό κινηματικών μεγεθών.

Η έξοδος του σταδίου είναι πίνακας που, για κάθε καρέ, περιλαμβάνει frame id, track id και bounding box σε εικονοστοιχεία. Επιπλέον, καταγράφονται πεδία κατάστασης που βοηθούν στη διάγνωση, ώστε να εντοπίζονται έγκαιρα αλλαγές ταυτότητας ή απώλεια παρακολούθησης πριν από τη χωρική βαθμονόμηση και την εξαγωγή μετρικών.

## 5.6 Ομογραφία και Προβολή στην Κάτοψη του Γηπέδου

Η χωρική τυποποίηση επιτυγχάνεται με ομογραφία, δηλαδή με μετασχηματισμό που αντιστοιχίζει σημεία από την εικόνα της κάμερας στην ιδεατή κάτοψη του γηπέδου. Η κάτοψη χρησιμοποιείται ως σταθερό επίπεδο αναφοράς με διαστάσεις  $40 \times 20$  m. Με αυτόν τον τρόπο, οι θέσεις παύουν να εκφράζονται σε pixels και μετατρέπονται σε μέτρα, ώστε αποστάσεις και ταχύτητες να έχουν φυσικό και συγκρίσιμο νόημα μεταξύ διαφορετικών κλιπ.

Για την εκτίμηση της ομογραφίας επιλέγονται τουλάχιστον οκτώ σημεία του γηπέδου με καλή χωρική διασπορά, ώστε να καλύπτεται όσο γίνεται όλο το οπτικό πεδίο. Τέτοια σημεία είναι οι γωνίες, τμήματα της κεντρικής γραμμής και σημεία πάνω στα τόξα των 6 και 9 μέτρων. Για κάθε σημείο καταγράφεται ένα ζεύγος συντεταγμένων, δηλαδή η θέση του στο καρέ και η αντίστοιχη θέση του στην κάτοψη. Ο μετασχηματισμός εκτιμάται με Direct Linear Transform και εφαρμόζεται ανθεκτική επιλογή αντιστοιχίσεων, ώστε να απορρίπτονται ασυνεπή ζεύγη που θα οδηγούσαν σε λανθασμένη προβολή.

Ως αντιπροσωπευτικό σημείο θέσης παίκτη χρησιμοποιείται το κάτω μέσο του bounding box, επειδή προσεγγίζει το σημείο επαφής με το δάπεδο και άρα τη θέση που ανήκει στο

επίπεδο του γηπέδου. Η επιλογή αυτή μειώνει συστηματικό σφάλμα σε σχέση με το κέντρο του πλαισίου, το οποίο βρίσκεται ψηλότερα και επηρεάζεται περισσότερο από την προοπτική.

Η ποιότητα τεκμηριώνεται με δύο τρόπους. Πρώτον, αριθμητικά, με σφάλμα επαναπροβολής σε pixels, ώστε να εκτιμάται πόσο καλά εξηγούνται οι αντιστοιχίσεις από τον μετασχηματισμό. Δεύτερον, οπτικά, με επικάλυψη των γραμμών και των τόξων του γηπέδου πάνω στο καρέ, ώστε να ελέγχεται αν οι γεωμετρικές δομές ευθυγραμμίζονται σωστά. Αν η γωνία λήψης ή το ζουμ μεταβληθούν ουσιαστικά, η ομογραφία εκτιμάται εκ νέου, ώστε οι μετρήσεις να παραμένουν αξιόπιστες.

Η έξοδος του σταδίου είναι τροχιές εκφρασμένες σε μέτρα ανά frame id και track id. Επιπλέον, συνοδεύονται από μάσκα εγκυρότητας που σηματοδοτεί καρέ όπου η παρακολούθηση δεν είναι διαθέσιμη ή υπάρχουν αποκρύψεις. Οι τροχιές αυτές χρησιμοποιούνται στο επόμενο στάδιο για υπολογισμό κινηματικών μεγεθών και παραγωγή οπτικών περιλήψεων.

## 5.7 Υπολογισμός Κινηματικών Μεγεθών και Εξομάλυνση

Οι προβεβλημένες τροχιές περιέχουν μικρό θόρυβο, είτε από αστοχίες ανίχνευσης και παρακολούθησης είτε από μικρές αποκλίσεις της προβολής. Για τον λόγο αυτό εφαρμόζεται σύντομη εξομάλυνση με κινητός μέσος όρος (moving average) πριν υπολογιστούν παράγωγοι δείκτες, ώστε να μειώνεται ο θόρυβος χωρίς να χάνονται πραγματικές αλλαγές κίνησης. Χρησιμοποιείται μικρό παράθυρο εξομάλυνσης και οι παράμετροι παραμένουν σταθερές σε όλα τα κλιπ, ώστε οι συγκρίσεις να είναι συνεπείς.

Η ταχύτητα ορίζεται ως μεταβολή θέσης ανά χρονικό βήμα και η επιτάχυνση ως μεταβολή ταχύτητας στο ίδιο χρονικό βήμα. Η συνολική απόσταση υπολογίζεται ως άθροισμα των διαδοχικών μετακινήσεων μέσα στο κλιπ. Οι ακριβείς ορισμοί και οι εξισώσεις για εξομάλυνση, ταχύτητα, επιτάχυνση και απόσταση έχουν παρουσιαστεί στην Ενότητα 3.7 και δεν επαναλαμβάνονται εδώ.

Μικρά κενά που οφείλονται σε απόκρυψη ή στιγμιαία απώλεια παρακολούθησης συμπληρώνονται με γραμμική παρεμβολή, όταν η διάρκεια είναι βραχεία. Αντίθετα,

μεγαλύτερα κενά σημειώνονται ως μη διαθέσιμα και εξαιρούνται από τους υπολογισμούς παραγώνων, ώστε να αποφεύγονται τεχνητές αιχμές σε ταχύτητα ή επιτάχυνση.

Σε επίπεδο ομάδας υπολογίζονται δείκτες όπως πλάτος και μήκος, με βάση τη χωρική κατανομή των θέσεων στην κάτοψη, καθώς και κατανομές παρουσίας σε ζώνες του γηπέδου. Όλες οι παραπάνω μετρήσεις υπολογίζονται με κοινές παραμέτρους εξομάλυνσης και με κοινό πλέγμα για heatmaps, ώστε οι συγκρίσεις μεταξύ κλιπ και αγώνων να παραμένουν συνεπείς.

## 5.8 Διαδικασίες Αξιολόγησης και Αναφοράς Μετρικών

Η αξιολόγηση καλύπτει πέντε στρώματα, ανίχνευση, παρακολούθηση, χωρική βαθμονόμηση, κινηματικά σήματα και αναγνώριση ενεργειών, με ρητές μονάδες px, m και m/s και με σταθερές συμβάσεις. Οι τιμές αναφέρονται συνολικά στο σύνολο ελέγχου και, όπου είναι χρήσιμο, και ανά κλιπ με διάμεσο και IQR, ώστε να μη συγκαλύπτονται δύσκολες περιπτώσεις και να φαίνεται η διακύμανση της απόδοσης ανά σενάριο.

Στην ανίχνευση υπολογίζονται mAP@0.5 και mAP@0.5:0.95 με αντιστοίχιση ανά καρέ βάσει IoU. Το λειτουργικό κατώφλι εμπιστοσύνης ορίζεται μία φορά στο σύνολο επικύρωσης στο μέγιστο F1 και στη συνέχεια παραμένει σταθερό στο test, όπου αναφέρονται Precision, Recall και F1 για το συγκεκριμένο κατώφλι. Οι καμπύλες precision recall παρατίθενται τεκμηριωτικά, χωρίς περαιτέρω ρύθμιση παραμέτρων στο test.

Στην παρακολούθηση ακολουθείται το πρωτόκολλο CLEAR MOT. Αναφέρονται MOTA, IDF1, ο αριθμός identity switches και οι διακοπές τροχιών, τόσο συνολικά όσο και ανά κλιπ. Συμπληρωματικά, αναφέρεται διάρκεια τροχιών σε καρέ και σε δευτερόλεπτα ως δείκτης χρονικής συνοχής, ώστε να αποτυπώνεται πρακτικά ο βαθμός συνέχειας που φτάνει μέχρι τα κινηματικά μεγέθη.

Στη χωρική βαθμονόμηση αποτιμάται η ποιότητα της ομογραφίας με reprojection error σε pixels, αναφέροντας μέσο και υψηλό εκατοστημόριο. Όπου είναι εφικτό, ελέγχονται και γνωστές αποστάσεις στην κάτοψη, ώστε να συνδέεται η ακρίβεια προβολής με τις μετρήσεις

σε μέτρα. Παράλληλα, χρησιμοποιείται οπτικός έλεγχος με επικάλυψη γραμμών γηπέδου, ώστε να επιβεβαιώνεται η ευθυγράμμιση σε πραγματικές συνθήκες μετάδοσης.

Στα κινηματικά σήματα παράγονται ταχύτητες, επιταχύνσεις και αποστάσεις από προβεβλημένες τροχιές σε μέτρα, με σταθερό χρονικό βήμα και σύντομη εξομάλυνση. Ελέγχεται η συνέπεια όταν αλλάζει ρεαλιστικά το frame step και το παράθυρο εξομάλυνσης. Επιπλέον, εφαρμόζονται ρητοί έλεγχοι φυσικής λογικής, όπως περιορισμός τροχιών εντός ορίων γηπέδου και επισήμανση μη ρεαλιστικών αιχμών ταχύτητας ως outliers, ώστε να μειώνεται η επίδραση σπάνιων σφαλμάτων παρακολούθησης ή προβολής.

Στην αναγνώριση ενεργειών αναφέρονται Precision, Recall και F1 ανά κλάση, καθώς και macro averaged μετρικές σε επίπεδο συνόλου, ώστε να ληφθεί υπόψη η ανισορροπία κλάσεων. Η μήτρα σύγχυσης παρατίθεται για να αναδεικνύονται συχνές συγχύσεις μεταξύ κατηγοριών. Όπου εφαρμόζεται, τεκμηριώνεται η σταθερότητα των συμπερασμάτων με επαναλήψεις ή εναλλακτικούς σπόρους, ώστε να φαίνεται αν οι τάσεις παραμένουν σταθερές και όχι προϊόν μίας τυχαίας αρχικοποίησης.

## 5.9 Μελέτη Ablation

Σκοπός της μελέτης ablation είναι να μεταβάλλεται κάθε φορά μόνο ένας παράγοντας, ενώ όλοι οι υπόλοιποι παραμένουν σταθεροί. Κάθε σύγκριση γίνεται απέναντι σε βασική γραμμή, ώστε να αποτυπώνεται καθαρά τι κερδίζεται και τι χάνεται, χωρίς να συγχέονται τα αποτελέσματα από πολλαπλές ταυτόχρονες αλλαγές.

Πρώτα εξετάζεται το βήμα καρέ. Ελέγχεται αν η πιο αραιή δειγματοληψία μειώνει τη μέση εκτιμώμενη ταχύτητα, αν αυξάνει τις διακοπές τροχιών, αν επηρεάζει τη συνέπεια ταυτότητας και ποιο είναι το όφελος στον χρόνο εκτέλεσης. Η δοκιμή αυτή είναι σημαντική γιατί τα κινηματικά μεγέθη δεν είναι πλήρως αμετάβλητα ως προς τη δειγματοληψία, ιδιαίτερα όταν η κίνηση περιλαμβάνει καμπύλες πορείες ή συχνές αλλαγές κατεύθυνσης.

Στη συνέχεια μελετάται το κατώφλι εμπιστοσύνης του ανιχνευτή γύρω από την τιμή που μεγιστοποιεί το F1 στο σύνολο επικύρωσης. Καταγράφονται οι μεταβολές σε precision και recall στην ανίχνευση και εξετάζεται πώς αυτές αντανακλώνται στην παρακολούθηση, μέσω

MOTA και IDF1. Με αυτόν τον τρόπο φαίνεται αν η αύξηση precision, για παράδειγμα, βελτιώνει την ταυτότητα εις βάρος της κάλυψης, ή αν το αντίστροφο οδηγεί σε περισσότερα σπασίματα.

Έπειτα εξετάζεται η επίδραση της βαθμονόμησης, μειώνοντας το πλήθος των σημείων αναφοράς ή επιλέγοντας σημεία με κακή χωρική διασπορά. Μετρώνται το σφάλμα επαναπροβολής σε pixels και, όπου είναι εφικτό, σφάλμα μήκους στην κάτοψη σε μέτρα ή ως ποσοστό, καθώς και πιθανή μεροληψία στις εκτιμήσεις ταχύτητας και απόστασης. Η δοκιμή αυτή βοηθά να φανεί πόσο ευαίσθητες είναι οι τελικές μετρικές στην ποιότητα της ομογραφίας.

Τέλος, αξιολογείται το μέγεθος του παραθύρου εξομάλυνσης. Για μικρό, μεσαίο και μεγάλο παράθυρο καταγράφεται κατά πόσο μειώνονται οι κορυφές ταχύτητας, πόσο μεταβάλλεται η συνολική απόσταση και κατά πόσο παραμένουν σταθεροί οι θερμοκοί χάρτες. Η σύγκριση γίνεται με τις ίδιες ακριβώς εισόδους, ώστε οι διαφορές να αποδίδονται αποκλειστικά στην εξομάλυνση.

Τα αποτελέσματα οργανώνονται με αντιστοίχιση στα επιμέρους στάδια του συστήματος. Έτσι παρουσιάζονται συγκεντρωτικά τα ευρήματα για ανίχνευση, παρακολούθηση, χωρική τυποποίηση, κινηματικά σήματα και αναγνώριση ενεργειών, μαζί με συνοπτική συζήτηση σε σχέση με τη βιβλιογραφία όπου είναι εφικτό.

Σε όλες τις δοκιμές χρησιμοποιούνται τα ίδια κλιπ με τη βασική γραμμή και μεταβάλλεται μόνο ένας παράγοντας κάθε φορά. Η αναφορά παρουσιάζει τις διαφορές σε σχέση με τη βασική γραμμή σε απλή μορφή, όπως αύξηση του IDF1 κατά συγκεκριμένες μονάδες ή μεταβολή της μέσης ταχύτητας κατά ποσοστό. Όπου χρειάζεται, τα ευρήματα συνοδεύονται από συνοπτικό μέτρο αβεβαιότητας, όπως μικρά διαστήματα εμπιστοσύνης, ώστε να είναι σαφές αν η διαφορά είναι σταθερή ή οριακή.

## Κεφάλαιο 6

### Αποτελέσματα Ερευνητικού Έργου

Το κεφάλαιο παρουσιάζει τα ευρήματα του προτεινόμενου συστήματος για ανίχνευση, παρακολούθηση, χωρική τυποποίηση και ανάλυση κίνησης σε βίντεο χειροσφαίρισης. Η παρουσίαση ακολουθεί τα στάδια του end-to-end pipeline και αναδεικνύει τη συνεισφορά του έργου σε τέσσερις άξονες. Πρώτον, πλήρης ροή από υλικό μετάδοσης έως τροχιές και οπτικές αναφορές. Δεύτερον, προβολή της κίνησης σε πραγματικές μονάδες μέσω ομογραφίας. Τρίτον, ερμηνεύσιμη αναγνώριση ενεργειών από χαρακτηριστικά κίνησης. Τέταρτον, αξιολόγηση σε ρεαλιστικές συνθήκες μετάδοσης, με περιορισμούς όπως αποκρύψεις, υψηλή πυκνότητα παικτών και μεταβολές ζουμ.

Για κάθε ενότητα ορίζεται τι μετριέται, πώς υπολογίζονται οι μετρικές, ποιες οπτικοποιήσεις θεωρούνται αντιπροσωπευτικές και ποια συμπεράσματα είναι έγκυρα υπό τους παραπάνω περιορισμούς. Αρχικά περιγράφεται συνοπτικά το υλικό με βασικά στατιστικά, όπως πλήθος κλιπ, πλήθος καρέ και κατανομές διάρκειας. Έπειτα παρουσιάζονται αποτελέσματα ανίχνευσης με YOLOv8, με ποσοτικές μετρικές και ποιοτική αποτίμηση συνηθισμένων σφαλμάτων. Στη συνέχεια αξιολογείται η παρακολούθηση με DeepSORT, με έμφαση στη συνοχή ταυτότητας, στις διακοπές τροχιών και στην ευαισθησία σε αραίωση καρέ. Ακολουθεί έλεγχος της ομογραφίας και αποτίμηση του πώς η ποιότητά της επηρεάζει τις μετρήσεις σε μέτρα και τις οπτικοποιήσεις. Τέλος παρουσιάζονται οι κινηματικές χρονοσειρές και τα αποτελέσματα ταξινόμησης ενεργειών με κλασικούς ταξινομητές, με στόχο υψηλή ερμηνευσιμότητα και πρακτικά χρήσιμες ενδείξεις για προπονητική ανάλυση.

#### 6.1 Εξερευνητική Ανάλυση Δεδομένων (EDA)

Στην αρχή εξετάζεται το ίδιο το υλικό, ώστε να αποτυπωθούν βασικά χαρακτηριστικά που επηρεάζουν άμεσα την απόδοση του συστήματος. Τεκμηριώνονται το μέγεθος και η ανισορροπία του συνόλου, η διάρκεια των κλιπ ανά κατηγορία ενέργειας, η πυκνότητα ανιχνεύσεων ανά καρέ, η γεωμετρία των πλαισίων ως προς πλάτος, ύψος και λόγο πλευρών, καθώς και η κατανομή των τιμών εμπιστοσύνης. Οι παρατηρήσεις αυτές λειτουργούν ως

πλαίσιο ερμηνείας για τα αποτελέσματα που ακολουθούν και βοηθούν να αιτιολογηθούν πρακτικές επιλογές, όπως το λειτουργικό κατώφλι εμπιστοσύνης, οι διαστάσεις εισόδου του ανιχνευτή και οι συντηρητικές ρυθμίσεις παρακολούθησης και βαθμονόμησης.

Για να είναι οι συγκρίσεις ομοιόμορφες, όλο το υλικό έχει εναρμονιστεί πριν από την ανάλυση στα 25 καρέ ανά δευτερόλεπτο και σε ανάλυση  $960 \times 540$ , ώστε ο χρονισμός και η κλίμακα εικόνας να είναι κοινά σε όλο το σύνολο. Για συνοπτική περιγραφή κατανομών χρησιμοποιούνται διάμεσος και IQR. Όπου χρειάζεται να δοθεί μεγαλύτερο βάρος σε μεγαλύτερα κλιπ, εφαρμόζεται σταθμισμένος μέσος, με βάρη το πλήθος καρέ ή το πλήθος ανιχνεύσεων, ανάλογα με το εξεταζόμενο μέγεθος.

Η πυκνότητα ανιχνεύσεων ανά καρέ ορίζεται ως:

$$density = \frac{\sum_{t=1}^T N_t}{T}$$

όπου  $N_t$  είναι ο αριθμός ανιχνεύσεων στο καρέ  $t$  και  $T$  το πλήθος καρέ του κλιπ. Όταν η ανάλυση γίνεται ανά κατηγορία ενέργειας, ο ίδιος υπολογισμός εφαρμόζεται στα κλιπ της συγκεκριμένης κατηγορίας. Με αυτές τις συμβάσεις, η EDA παρέχει συγκρίσιμο σημείο αναφοράς για την ερμηνεία των αποτελεσμάτων σε ανίχνευση, παρακολούθηση, χωρική προβολή και κινηματικά σήματα.

## 6.2 Στατιστικά Συνόλου και Γεωμετρία Πλαισίων

### 6.2.1 Μέγεθος και Ισορροπία Συνόλου

Το σύνολο περιλαμβάνει 751 κλιπ με 59.641 καρέ συνολικά. Η διάμεση διάρκεια ανά κλιπ είναι 81 καρέ, με IQR 17, ελάχιστο 55 και μέγιστο 148 καρέ. Το εύρος αυτό δείχνει ότι τα κλιπ είναι σχετικά σύντομα και αρκετά ομοιόμορφα, άρα τα συνολικά αποτελέσματα δεν επηρεάζονται δυσανάλογα από λίγα πολύ μεγάλα αποσπάσματα. Για τον λόγο αυτό προτιμάται η χρήση διαμέσου και IQR, επειδή μειώνει την επίδραση ακραίων περιπτώσεων και δίνει πιο αντιπροσωπευτική εικόνα της τυπικής διάρκειας.

Για λόγους πληρότητας, ελέγχεται επίσης η πληρότητα των δεδομένων ως προς την επεξεργασμένη ροή. Δεν εντοπίζονται κενά στην αρίθμηση των καρτέ μετά την κανονικοποίηση, κάτι που επιτρέπει συνεπή αντιστοίχιση των annotations και σταθερό υπολογισμό κινηματικών μεγεθών. Συνολικά, το σύνολο παρέχει επαρκή κάλυψη φάσεων ώστε να αξιολογηθεί το pipeline σε συνθήκες μετάδοσης, με διαφορετικά επίπεδα πυκνότητας και απόκρυψης.

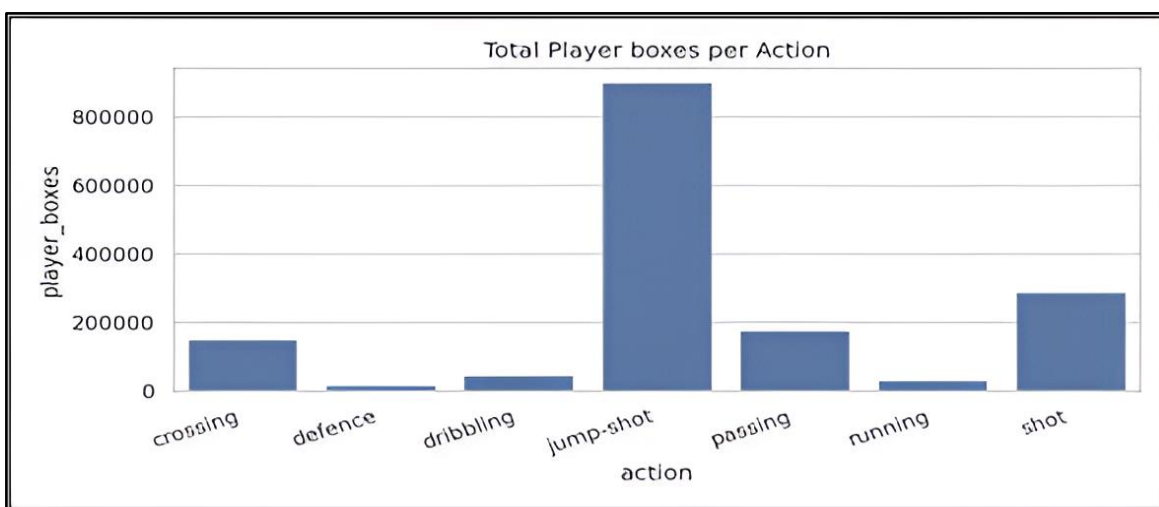
Πίνακας 6.1 - Στατιστικά Ανά Ενέργεια

Ενέργεια (Action)	Συνολικά Κλιπ (n_clips)	Συνολικά Frames
Crossing	129	10071
Defence	16	1450
Dribbling	24	2082
Jumpshot	367	29216
Passing	104	7340
Running	9	1059
Shot	102	8423

Η κατανομή των πλαισίων player ανά κατηγορία ενέργειας δεν είναι ισορροπημένη, όπως φαίνεται στον Πίνακα 6.1 και στην Εικόνα 6.1. Η κατηγορία jumpshot συγκεντρώνει περίπου 902.000 πλαίσια, δηλαδή περίπου 58% του συνόλου. Ακολουθούν το shot με περίπου 287.000, δηλαδή 18%, το passing με περίπου 180.000, δηλαδή 12%, και το crossing με περίπου 149.000, δηλαδή 10%. Οι κατηγορίες dribbling, defence και running συνεισφέρουν συνολικά κάτω από 3%.

Με αυτή την ανισορροπία, οι απλοί συνολικοί μέσοι όροι τείνουν να “ευνοούν” τις συχνές κατηγορίες και να υποεκπροσωπούν τις σπάνιες. Για τον λόγο αυτό, στα αποτελέσματα αναφέρονται όπου είναι δυνατόν μετρικές ανά κλάση και, για τη συνολική αποτίμηση, δίνονται μακροσταθμισμένες μετρικές, όπως macro precision, macro recall και macro F1, ώστε η εικόνα να παραμένει πιο δίκαιη και ερμηνεύσιμη.

Οι τιμές αυτές δείχνουν ότι τα κλιπ έχουν σχετικά ομοιόμορφη διάρκεια, κάτι που διευκολύνει τις συγκρίσεις μεταξύ ενεργειών. Παράλληλα, το πλήθος καρτέ είναι επαρκές ώστε να εξαχθούν σταθερά περιγραφικά μεγέθη, χωρίς να επιβαρύνεται η επεξεργασία από υπερβολικά μεγάλα επεισόδια. Επιπλέον, η εναρμονισμένη δειγματοληψία σε κοινό ρυθμό καρτέ και η απουσία κενών στην αρίθμηση καρτέ μετά την κανονικοποίηση περιορίζουν τον κίνδυνο τεχνητών διαφορών στις μετρικές, οι οποίες θα μπορούσαν να οφείλονται σε ασυμβατότητα εισόδου και όχι σε πραγματικές διαφορές του υλικού.



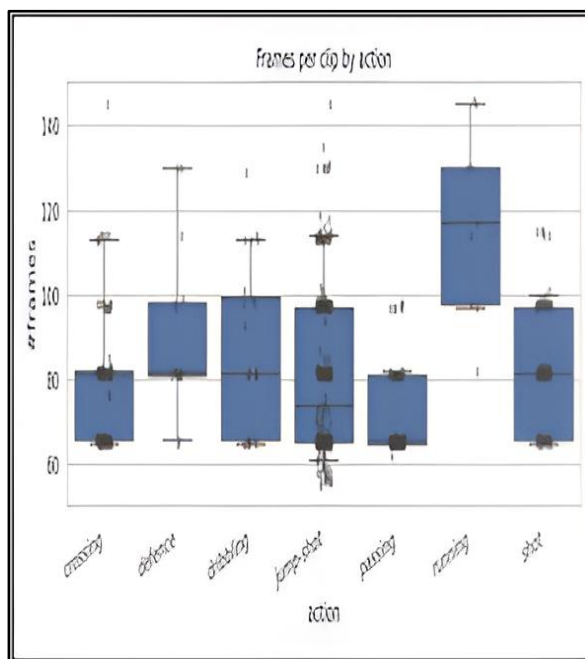
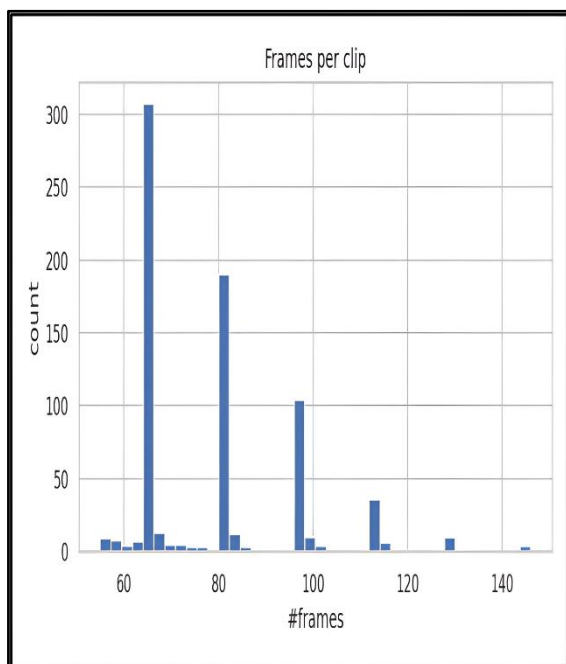
Εικόνα 6.1 - Κατανομή Πλαισίων της Κλάσης «Player» Ανά Κατηγορία Ενέργειας.

## 6.2.2 Διάρκεια Κλιπ

Η διάρκεια των κλιπ διαφοροποιείται ανά τύπο ενέργειας και είναι συμβατή με τη φυσική ροή του παιχνιδιού. Με κοινό ρυθμό 25 καρτέ ανά δευτερόλεπτο, τα running επεισόδια είναι συνήθως τα πιο εκτεταμένα, περίπου 4,5 έως 5 δευτερόλεπτα, κάτι που αντιστοιχεί σε μεγαλύτερες μεταβάσεις στο γήπεδο. Αντίθετα, τα passing είναι τα σύντομότερα, περίπου 2,5 έως 2,7 δευτερόλεπτα, επειδή πρόκειται για πιο σύντομες και συμπαγείς φάσεις. Οι υπόλοιπες κατηγορίες, όπως crossing, shot και dribbling, συγκεντρώνονται κοντά στα 3 έως 3,3 δευτερόλεπτα, με σχετικά σταθερή διάρκεια από κλιπ σε κλιπ.

Ως προς τη διασπορά, τα running εμφανίζουν τη μεγαλύτερη μεταβλητότητα, κάτι αναμενόμενο για φάσεις με εναλλαγές ρυθμού και διαφορετική διάρκεια μεταβάσεων.

Αντίθετα, τα passing παρουσιάζουν πιο συμπαγή κατανομή. Ενδεικτικά, διάμεσος 117 καρέ για running αντιστοιχεί σε περίπου 4,7 δευτερόλεπτα, ενώ διάμεσος 66 καρέ για passing αντιστοιχεί σε περίπου 2,6 δευτερόλεπτα.



Εικόνα 6.2 - Διάρκεια Κλιπ (Frames per Clip).

Εικόνα 6.3 - Διάρκεια Κλιπ Ανά Action.

### 6.2.3 Πυκνότητα Ανιχνεύσεων

Σε όλο το υλικό, η πυκνότητα ανιχνεύσεων διαμορφώνεται γύρω στις 27 ανιχνεύσεις ανά καρέ. Δηλαδή, σε κάθε καρέ παράγονται κατά μέσο όρο περίπου 27 πλαίσια player από τον ανιχνευτή. Ο δείκτης αυτός δεν εκφράζει τον πραγματικό αριθμό παικτών στο γήπεδο, αλλά το πόσο «φορτωμένο» είναι το καρέ από ανιχνεύσεις. Επηρεάζεται από τον συνωστισμό, από μερικές επικαλύψεις, αλλά και από σποραδικούς διπλοεντοπισμούς ή ψευδώς θετικές ανιχνεύσεις στο υπόβαθρο.

Στις φάσεις jumpshot η εικόνα είναι πιο «γεμάτη», με τιμές κοντά στις 50 ανιχνεύσεις ανά καρέ. Αυτό είναι συμβατό με αυξημένη πυκνότητα γύρω από την περιοχή του τέρματος και συνεπώς με μεγαλύτερη πιθανότητα αποκρύψεων. Στα shot η πυκνότητα κινείται περίπου στις 30 ανά καρέ, ενώ στα passing γύρω στις 24 ανά καρέ. Πιο αραιές εμφανίζονται οι

φάσεις crossing, defence, dribbling και running, όπου η πυκνότητα κυμαίνεται περίπου στις 12 έως 15 ανά καρέ. Σε αυτές τις περιπτώσεις το οπτικό πεδίο είναι πιο καθαρό και η αντιστοίχιση του ιχνηλάτη τείνει να είναι πιο σταθερή.

Σε πρακτικό επίπεδο, στις σκηνές υψηλής πυκνότητας και ειδικά στα jumpshot είναι πιο πιθανό να εμφανιστούν αλλαγές ταυτότητας και διακοπές τροχιών. Για τον λόγο αυτό, οι ρυθμίσεις πρέπει να παραμένουν συνεπείς με το πρωτόκολλο, αλλά η ερμηνεία των αποτελεσμάτων πρέπει να λαμβάνει υπόψη ότι η δυσκολία της παρακολούθησης αυξάνεται όσο αυξάνει η πυκνότητα ανιχνεύσεων. Αντίθετα, στις πιο αραιές φάσεις το σύστημα διατηρεί ευκολότερα συνεπείς ταυτότητες.

#### **6.2.4 Γεωμετρία Πλαισίων (BBox)**

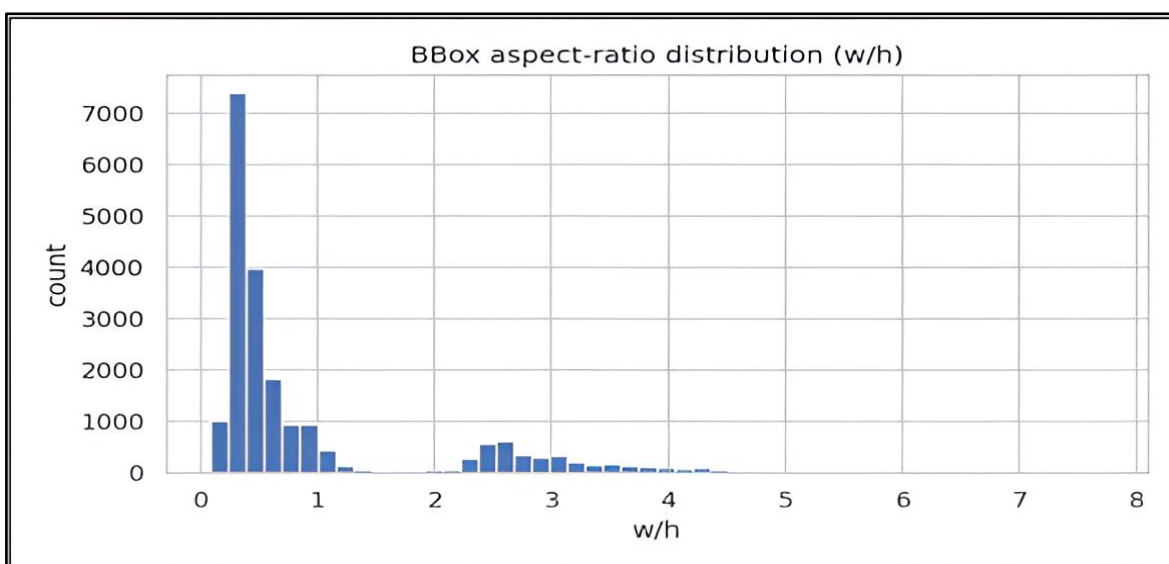
Σε επίπεδο συνόλου, με σταθμισμένο υπολογισμό ως προς το πλήθος ανιχνεύσεων, τα πλαίσια παίκτη έχουν μέσο πλάτος περίπου 205,6 px και μέσο ύψος περίπου 129,1 px, με λόγο w/h κοντά στο 0,91. Τιμή μικρότερη της μονάδας δείχνει ότι τα πλαίσια είναι κατά μέσο όρο πιο «ψηλά» από όσο είναι «φαρδιά», κάτι που είναι αναμενόμενο σε μονοκάμερο πλάνο όπου το ανθρώπινο σώμα αποτυπώνεται κυρίως καθ' ύψος. Έτσι, μικρές αλλαγές στάσης ή ήπιες μεταβολές ζουμ δεν μεταβάλλουν δυσανάλογα τη γεωμετρία του πλαισίου.

Η σχέση πλάτους και ύψους λειτουργεί επίσης ως απλός έλεγχος συνέπειας για τις ανιχνεύσεις. Η εμφάνιση πολλών πλαισίων με ακραίες αναλογίες συνδέεται συνήθως με δύσκολες περιπτώσεις, όπως μερική απόκρυψη, μερική εμφάνιση παίκτη στα όρια του κάδρου ή στιγμιαίες αστοχίες εντοπισμού. Η σταθερότητα στη γεωμετρία των πλαισίων ωφελεί και το στάδιο παρακολούθησης, επειδή πιο συνεπή πλαίσια οδηγούν σε πιο ομαλές αντιστοιχίσεις και σε λιγότερες διακοπές τροχιών όταν οι παίκτες διασταυρώνονται.

Σε σκηνές με μεγαλύτερα μέσα πλάτη και ύψη, το πλάνο είναι συνήθως πιο «σφιχτό» γύρω από τη φάση, είτε λόγω αυξημένου ζουμ είτε λόγω εγγύτητας στη δράση. Η παρατήρηση αυτή είναι χρήσιμη, επειδή συνδέεται με την κλίμακα στόχου που βλέπει ο ανιχνευτής και βοηθά στην ερμηνεία διαφορών απόδοσης ανά κλιπ, ειδικά όταν η κλίμακα μεταβάλλεται αισθητά.

Πίνακας 6.2 - Στατιστικά Γεωμετρίας Πλαισίων (BBox).

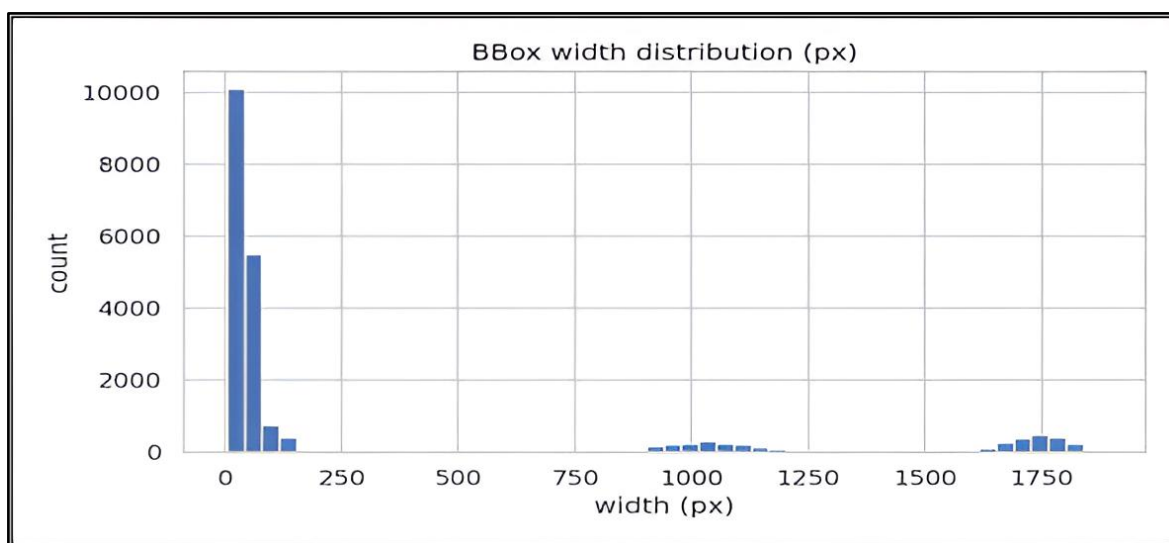
Ενέργεια (Action)	w_mean	h_mean
Crossing	278.24	177.169
Defence	232.995	181.6
Dribbling	183.124	111.263
Jumpshot	207.128	133.557
Passing	207.829	115.753
Running	169.264	105.523
Shot	220.017	144.739



Εικόνα 6.4 - Ιστόγραμμα Λόγου Πλευρών Πλαισίων BBox w/h.

Η κατανομή του πλάτους είναι δεξιόστροφη. Παρατηρούνται πολλά σχετικά μικρά πλαίσια, ιδιαίτερα σε jumpshot και shot όπου ο συνωστισμός φέρνει πολλούς παίκτες στο ίδιο καρέ, και εμφανίζεται ουρά προς μεγαλύτερα μεγέθη όταν η κάμερα κλείνει το πλάνο. Παράλληλα, ο λόγος w/h συγκλίνει γύρω στο 0,9, ένδειξη ότι το τυπικό σχήμα του πλαισίου παραμένει σχετικά σταθερό, με κυρίαρχη κατακόρυφη ανάπτυξη.

Σε πρακτικό επίπεδο, αυτό στηρίζει την επιλογή εισόδου μοντέλου που επιτρέπει επαρκή ανάλυση μικρών στόχων στις πυκνές φάσεις. Επίσης, δείχνει ότι ένα υπερβολικά επιθετικό NMS μπορεί να οδηγήσει σε απώλεια σωστών ανιχνεύσεων όταν οι παίκτες είναι κοντά ή αλληλοεπικαλύπτονται, επειδή γειτονικά πλαίσια μπορεί να θεωρηθούν λανθασμένα ως διπλότυπα.



Εικόνα 6.5 - Κατανομή Πλάτους Πλαισίων BBox (px).

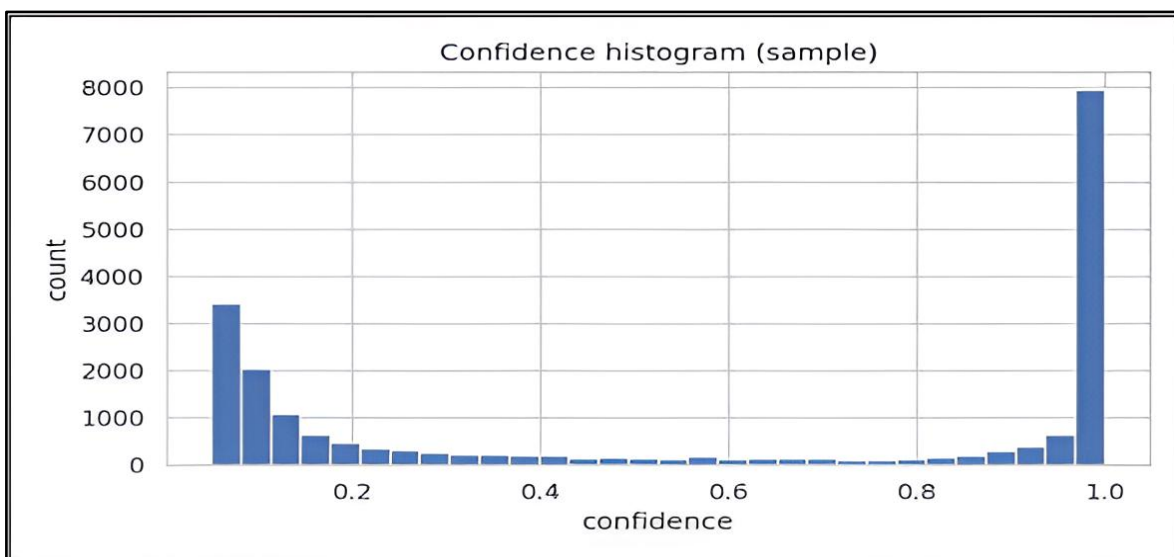
### 6.2.5 Ποιότητα Ανίχνευσης (Confidence)

Σε επίπεδο συνόλου, με σταθμισμένο υπολογισμό ως προς το πλήθος ανιχνεύσεων, η διάμεση τιμή confidence είναι περίπου 0,963, το 10ο εκατοστημόριο περίπου 0,104 και το 90ό περίπου 0,979. Η τιμή confidence εκφράζει τον βαθμό βεβαιότητας του ανιχνευτή ότι ένα πλαίσιο αντιστοιχεί σε παίκτη. Επομένως, η πλειονότητα των ανιχνεύσεων είναι ιδιαίτερα βέβαιη, ενώ παραμένει και μια μικρή ουρά από δύσκολα καρέ, όπου εμφανίζονται θόλωση κίνησης ή μερικές αποκρύψεις και το score μειώνεται.

Ανά κατηγορία ενέργειας η εικόνα είναι παρόμοια. Το crossing και το defence εμφανίζουν ελαφρώς υψηλότερη διάμεση τιμή, ενώ το dribbling και το shot ελαφρώς χαμηλότερη, κάτι που είναι συμβατό με αυξημένη δυσκολία λόγω επαφών, αποκρύψεων και γρήγορης κίνησης γύρω από τη φάση. Δεδομένου ότι το 90ό εκατοστημόριο βρίσκεται κοντά στο 0,98

σε όλες σχεδόν τις κατηγορίες, η επιλογή του λειτουργικού κατώφλιου μπορεί να είναι σχετικά ήπια, ώστε να μην απορρίπτονται δύσκολες αλλά χρήσιμες ανιχνεύσεις.

Στην παρούσα εργασία το κατώφλι επιλέγεται μία φορά στο σύνολο επικύρωσης στο σημείο μέγιστου F1 και στη συνέχεια παραμένει σταθερό. Στην πράξη αυτό αντιστοιχεί σε περιοχή γύρω στο 0,30 έως 0,35. Με αυτόν τον τρόπο, το αρχικό φιλτράρισμα είναι ελεγχόμενο και το DeepSORT μπορεί να επιβάλει επιπλέον συνέπεια στον χρόνο μέσω των κανόνων αντιστοίχισης, μειώνοντας την πιθανότητα να χαθούν παίκτες σε δύσκολα καρτέ.



Εικόνα 6.6 - Ιστόγραμμα Τιμών Confidence.

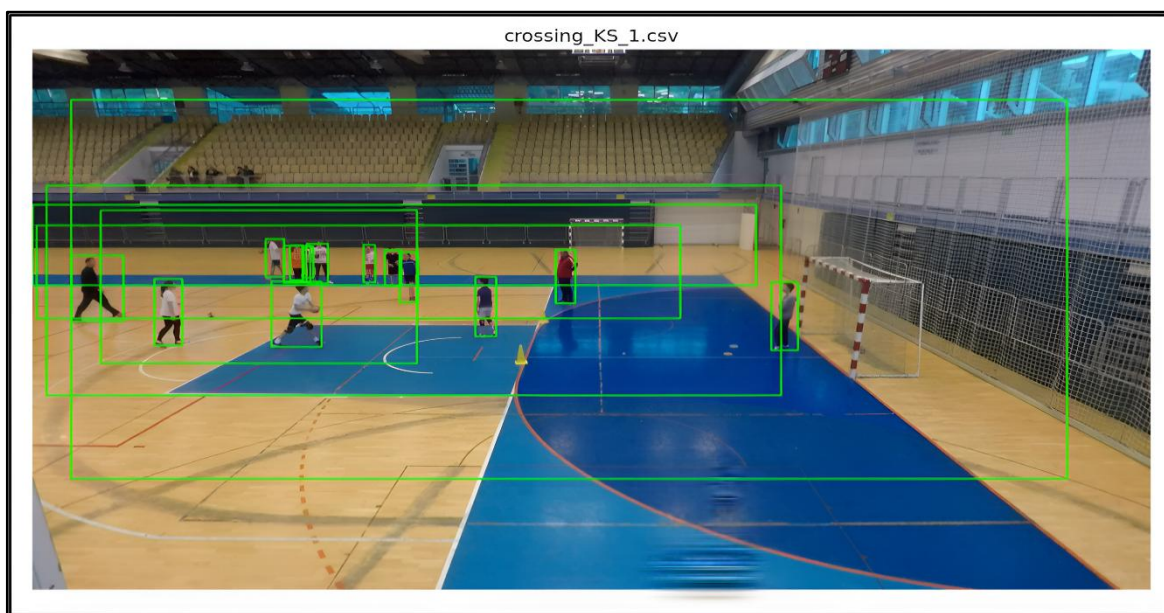
## 6.2.6 Οπτικός Ποιοτικός Έλεγχος

Ο οπτικός ποιοτικός έλεγχος πραγματοποιείται με δύο απλές αλλά ουσιαστικές διαδικασίες, ώστε να επιβεβαιώνεται ότι τόσο η χωρική τυποποίηση όσο και η ανίχνευση είναι επαρκείς για τα επόμενα στάδια του pipeline.

Πρώτα, γίνεται επικάλυψη των γραμμών της κάτοψης πάνω στο καρτέ, ως γρήγορος έλεγχος της ομογραφίας. Όταν οι πλάγιες και τελικές γραμμές, η κεντρική γραμμή και τα τόξα των 6 και 9 μέτρων ευθυγραμμίζονται ικανοποιητικά με τις πραγματικές γραμμές του πλάνου,

αυτό αποτελεί ένδειξη ότι τα σημεία αναφοράς έχουν επαρκή χωρική διασπορά και ότι η προβολή στην κάτοψη είναι αξιόπιστη. Αντίθετα, όταν εμφανίζεται έντονο ζουμ ή αλλαγή γωνίας λήψης μέσα στο κλιπ, η ευθυγράμμιση συνήθως υποχωρεί. Αυτό λειτουργεί ως σαφές σήμα ότι απαιτείται επανεκτίμηση της ομογραφίας για το αντίστοιχο τμήμα, ώστε να μην μεταφερθούν συστηματικά σφάλματα στις μετρήσεις σε μέτρα.

Δεύτερον, γίνεται δειγματοληπτικός οπτικός έλεγχος ανιχνεύσεων και τροχιών σε επιλεγμένα κλιπ, ώστε να επιβεβαιώνεται ότι οι ανιχνεύσεις αντιστοιχούν πράγματι σε παίκτες και ότι οι τροχιές είναι ομαλές και συνεκτικές στον χρόνο. Σε αυτόν τον έλεγχο δίνεται έμφαση σε δύσκολες περιπτώσεις, όπως συνωστισμός, αποκρύψεις και θόλωση κίνησης, όπου είναι πιο πιθανό να εμφανιστούν σπασίματα τροχιών ή αλλαγές ταυτότητας.



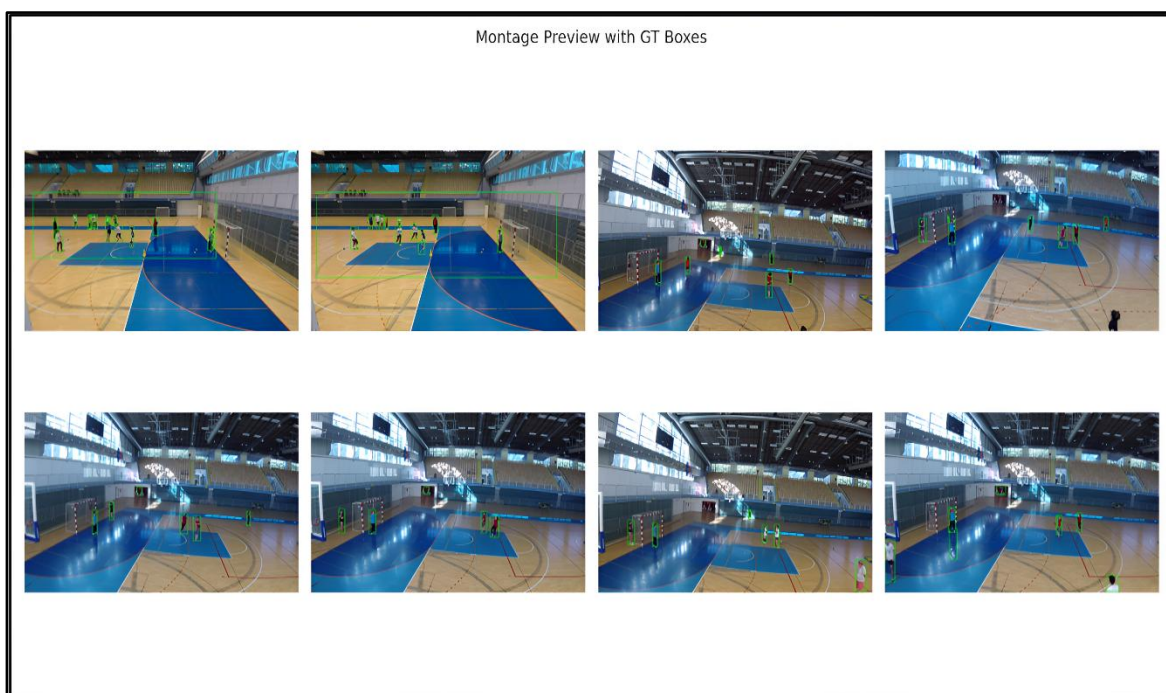
Εικόνα 6.7 - Ενδεικτικό καρέ με ανιχνεύσεις player και επικάλυψη γραμμών γηπέδου για έλεγχο ομογραφίας.

Στη συνέχεια, δημιουργείται μοντάζ ενδεικτικών καρέ με τις ανιχνεύσεις του ανιχνευτή, ώστε να ελεγχθεί οπτικά η ποιότητα των πλαισίων player σε διαφορετικές συνθήκες. Στις περισσότερες περιπτώσεις, τα πλαίσια είναι αρκετά σφιχτά γύρω από το σώμα, με ικανοποιητική κάλυψη κεφαλής και κάτω άκρων όταν η ορατότητα είναι καθαρή. Οι κυριότερες αστοχίες εμφανίζονται σε έντονη απόκρυψη και σε θόλωση κίνησης, όπου

μειώνεται η βεβαιότητα ή χάνονται ανιχνεύσεις για λίγα καρέ. Πιο σπάνια, εμφανίζονται ψευδώς θετικές ανιχνεύσεις από στοιχεία του περιβάλλοντος, όπως περιγράμματα θεατών ή πινακίδες.

Τα φαινόμενα αυτά μετριάζονται με συνεπή επιλογή κατωφλίου στον ανιχνευτή, το οποίο παραμένει σταθερό στο πρωτόκολλο, και με επιβολή χρονικής συνέπειας από τον DeepSORT, ο οποίος μπορεί να «γεφυρώνει» μικρά κενά και να μειώνει αποσπασματικά IDs. Παράλληλα, σε επίπεδο προβολής και κίνησης, ελέγχεται ότι οι προβεβλημένες τροχιές παραμένουν εντός ορίων γηπέδου και ότι οι ταχύτητες δεν εμφανίζουν μη ρεαλιστικές αιχμές, ώστε ο ποιοτικός έλεγχος να καλύπτει και το αποτέλεσμα της ομογραφίας.

Συνολικά, η επικάλυψη γραμμών επιβεβαιώνει ότι η προβολή στην κάτοψη λειτουργεί αξιόπιστα στις συνήθεις συνθήκες του συνόλου, ενώ το μοντάζ τεκμηριώνει ανιχνεύσεις επαρκείς για σταθερό tracking και εξαγωγή τροχιών πριν από τον υπολογισμό κινηματικών μεγεθών.



Εικόνα 6.8 - Μοντάζ ενδεικτικών καρέ με πλαίσια player για οπτική αξιολόγηση ανίχνευσης σε διαφορετικές συνθήκες..

Για τη συνοπτική αποτύπωση της EDA, παρατίθεται πίνακας (Πίνακας 6.3) με τα πιο χρήσιμα περιγραφικά χαρακτηριστικά σε επίπεδο συνόλου και ανά ενέργεια.

Πίνακας 6.3 - Χρήσιμα Στατιστικά για το Σύνολο Δεδομένων.

Χρήσιμα Στατιστικά	Τιμή
Συνολικά Κλιπ (n_clips)	751
Συνολικά Καρέ	59.641
Διάμεσος Καρέ (median)	81
IQR Καρέ	17
Ελάχιστο Καρέ (min_frames)	55
Μέγιστο Καρέ (max_frames)	146

### 6.3 Ανίχνευση Παικτών με YOLOv8

Η ενότητα αυτή απαντά στο πρώτο σκέλος του RQ1 και αξιολογεί κατά πόσο ένας ανιχνευτής YOLOv8 μπορεί να εντοπίζει αξιόπιστα παίκτες σε συνθήκες μετάδοσης, όπου εμφανίζονται συνωστισμός, μερικές αποκρύψεις και μεταβολές κλίμακας. Η επίδοση αποτιμάται με precision, recall και mAP, ώστε να αποτυπώνεται τόσο η ικανότητα εντοπισμού παικτών όσο και η ακρίβεια εντοπισμού των πλαισίων.

Η ανίχνευση αφορά μία κλάση, player, όπως ορίζεται στο αρχείο ρυθμίσεων του συνόλου δεδομένων. Τα δεδομένα οργανώνονται σε train, val και test με match-wise διαχωρισμό, ενώ οι εικόνες προέρχονται από τα εναρμονισμένα βίντεο της ροής εργασίας στα 25 fps και σε  $960 \times 540$ . Στόχος είναι ένα πρακτικό μοντέλο που λειτουργεί αξιόπιστα σε πυκνές σκηνές και διατηρεί σταθερή συμπεριφορά όταν οι στόχοι είναι μικροί ή μερικώς ορατοί.

### 6.3.1 Προσέγγιση Fine Tuning

Η εκπαίδευση ακολουθεί κλιμακωτό fine tuning σε τρεις φάσεις, ξεκινώντας από προεκπαιδευμένα βάρη yolov8n.pt στο COCO. Η επιλογή τριών φάσεων επιτρέπει σταδιακή μετάβαση από γρήγορη σύγκλιση σε πιο λεπτομερή προσαρμογή, κάτι που είναι χρήσιμο όταν στο υλικό υπάρχουν πολλοί μικροί στόχοι και δεξιόστροφες κατανομές μεγέθους πλαισίων, όπως έδειξε η EDA.

Στην πρώτη φάση warm up χρησιμοποιείται  $\text{imgsz}=416$  με  $\text{batch}=8$  για περίπου 12 epochs, optimizer AdamW και αρχικό  $\text{lr}\approx 1.2\times 10^{-3}$ . Εφαρμόζονται ήπιες επαυξήσεις, όπως  $\text{mosaic}=0.30$ ,  $\text{fliplr}=0.40$ ,  $\text{copy\_paste}=0.10$  και  $\text{mixup}=0.00$ , ενώ  $\text{close\_mosaic}=8$  ώστε η μίξη να απενεργοποιείται πριν το τέλος. Η μικρότερη ανάλυση επιταχύνει τη σύγκλιση και επιτρέπει στο μοντέλο να εκτεθεί σε ποικιλία φωτισμών και γεωμετριών, χωρίς υπερβολικό υπολογιστικό κόστος.

Στη δεύτερη φάση mid res γίνεται επανεκκίνηση από το best.pt της πρώτης φάσης. Ορίζεται  $\text{imgsz}=512$  με  $\text{batch}=8$ , AdamW και χαμηλότερο  $\text{lr}\approx 8\times 10^{-4}$ , με ηπιότερες επαυξήσεις. Στόχος είναι να σταθεροποιηθεί η ανίχνευση σε πιο λεπτομερή κλίμακα, χωρίς να διαταραχθεί η ήδη αποκτημένη γενίκευση.

Στην τρίτη φάση final fine tune γίνεται εκκίνηση από το best.pt της δεύτερης φάσης, με  $\text{imgsz}=640$ ,  $\text{batch}=6$ ,  $\text{lr}\approx 6\times 10^{-4}$  και περίπου 10 epochs, με  $\text{patience}=4$  για early stopping. Επιλέγεται  $\text{rect}=\text{True}$  και  $\text{deterministic}=\text{True}$  ώστε η δειγματοληψία να παραμένει συνεπής. Η ανάλυση 640 αυξάνει την ευαισθησία σε μικρούς ή απομακρυσμένους παίκτες, που αποτελούν συχνή πηγή ψευδώς αρνητικών στις πυκνές φάσεις. Η χρήση AdamW και η προοδευτική μείωση του learning rate μειώνουν τον κίνδυνο υπερπροσαρμογής ή αστάθειας, ενώ η απενεργοποίηση του mosaic προς το τέλος βοηθά ώστε τα τελικά bounding boxes να ευθυγραμμίζονται καλύτερα σε ρεαλιστικές σκηνές. Αυτό είναι χρήσιμο και για το downstream tracking, επειδή μειώνει τον θόρυβο στη γεωμετρία των ανιχνεύσεων.

### 6.3.2 Καμπύλες Εκπαίδευσης και Σύγκλιση

Στην τελική φάση των 10 epochs οι απώλειες μειώνονται σταθερά, γεγονός που δείχνει ομαλή σύγκλιση. Από την αρχή μέχρι το τέλος της φάσης, η box loss μειώνεται περίπου κατά 11,5%, η cls loss κατά 15,9% και η DFL κατά 3,8%. Η καλύτερη επίδοση εμφανίζεται γύρω στον όγδοο epoch, όπως αποτυπώνεται στον Πίνακα 6.4.

Το εύρημα αυτό είναι συμβατό με ρύθμιση patience ίση με 4, επειδή μετά τον όγδοο epoch η βελτίωση γίνεται οριακή. Έτσι, το early stopping τερματίζει την εκπαίδευση σε κατάλληλο σημείο, περιορίζοντας τον κίνδυνο υπερπροσαρμογής και διατηρώντας πρακτικό χρόνο εκπαίδευσης.

Πίνακας 6.4 - Επίδοση Ανιχνευτή (Epoch, Precision, Recall, mAP).

Epoch	Precision	Recall	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95
8	0,899	0,772	0,858	0,559
10 (Τελικό)	0,896	0,768	0,858	0,562

### 6.3.3 Βελτιστοποίηση Κατώφλιου Εμπιστοσύνης

Η επιλογή του κατώφλιου εμπιστοσύνης πραγματοποιείται στο σύνολο επικύρωσης, μέσω σάρωσης της καμπύλης F1 ως προς το confidence. Η βέλτιστη τιμή προκύπτει περίπου\*  $\approx 0,30$ , με  $F_1 \approx 0,830$ ,  $Precision \approx 0,888$  και  $Recall \approx 0,780$ . Η μεγιστοποίηση του  $F_1$  χρησιμοποιείται ως πρακτικός συμβιβασμός, επειδή ισορροπεί ακρίβεια και ανάκληση, περιορίζοντας τα false positives χωρίς να αυξάνει υπερβολικά τις χαμένες ανιχνεύσεις.

Πρακτικά, κατώφλι γύρω στο 0,30 διατηρεί υψηλή ανάκληση ώστε να μην χάνονται παίκτες σε συνωστισμό ή μερική απόκρυψη και, ταυτόχρονα, εξασφαλίζει επαρκή ακρίβεια ώστε το DeepSORT να επιβάλλει χρονική συνέπεια χωρίς να επιβαρύνεται από υπερβολικές ψευδείς ανιχνεύσεις. Η τιμή αυτή παγώνει και διατηρείται αμετάβλητη στις επόμενες ενότητες αξιολόγησης, ώστε οι συγκρίσεις να παραμένουν δίκαιες. Χρησιμοποιείται ως ενιαίο λειτουργικό κατώφλι και στα πειράματα παρακολούθησης, ώστε οι διαφορές στις μετρικές MOT να μην οφείλονται σε μετακινούμενα κατώφλια.

#### **6.3.4 Ποσοτική αποτίμηση στο σύνολο επικύρωσης (validation) (TP, FP, FN)**

Στο σύνολο επικύρωσης και με κατώφλι εμπιστοσύνης κοντά στο βέλτιστο, καταγράφονται 7.239 σωστές ανιχνεύσεις (TP), 1.032 ψευδώς θετικές (FP) και 2.653 ψευδώς αρνητικές (FN). Σωστές ανιχνεύσεις είναι τα πλαίσια που αντιστοιχίζονται σε πραγματικούς παίκτες, ψευδώς θετικές είναι ανιχνεύσεις που δεν αντιστοιχούν σε παίκτη και ψευδώς αρνητικές είναι περιπτώσεις όπου υπάρχει παίκτης αλλά δεν ανιχνεύεται. Με βάση αυτά, το ποσοστό ψευδώς θετικών είναι περίπου 12,5% και το ποσοστό ψευδώς αρνητικών περίπου 26,8%. Ως ποσοστό ψευδώς θετικών αναφέρεται το  $FP/(TP+FP)$ , ενώ ως ποσοστό ψευδώς αρνητικών το  $FN/(TP+FN)$ .

Οι περισσότερες χαμένες ανιχνεύσεις εμφανίζονται όταν οι παίκτες είναι μικροί, μερικώς ορατοί ή κρυμμένοι μέσα στον συνωστισμό, κάτι που παρατηρείται συχνότερα σε jumpshot και shot. Οι ψευδώς θετικές ανιχνεύσεις προκύπτουν σποραδικά από αντανάκλασεις στο παρκέ ή από στοιχεία του φόντου, όπως δοκάρια, δίχτυ και έντονες γραμμές. Δυσκολίες εμφανίζονται επίσης στα άκρα του κάδρου, όπου ο παίκτης αποτυπώνεται τμηματικά.

Συνολικά, το μοντέλο αποδίδει ισχυρά όταν οι παίκτες είναι καθαρά ορατοί, ενώ η επίδοση περιορίζεται κυρίως από συνθήκες μετάδοσης, όπως επικαλύψεις και θόλωση κίνησης. Το προφίλ αυτό είναι κρίσιμο για το επόμενο στάδιο, επειδή οι ψευδώς αρνητικές ανιχνεύσεις και η αστάθεια σε συνωστισμό είναι ο βασικός μηχανισμός που οδηγεί σε σπασίματα τροχιών και αυξημένο κίνδυνο αλλαγών ταυτότητας στην παρακολούθηση.

#### **6.3.5 Ερμηνεία - Ισχυρά σημεία και σφάλματα**

Με λειτουργικό κατώφλι κοντά στο 0,30, ο ανιχνευτής επιτυγχάνει πρακτικό συμβιβασμό μεταξύ ακρίβειας και ανάκλησης. Η υψηλότερη ακρίβεια περιορίζει τον θόρυβο που μεταφέρεται στο στάδιο παρακολούθησης, ενώ η ανάκληση παραμένει επαρκής για παίκτες που είναι κοντά ή σε μεσαία απόσταση, κάτι κρίσιμο σε φάσεις έντονης δράσης και αυξημένης αλληλεπίδρασης. Παράλληλα, η γεωμετρία των πλαισίων εμφανίζεται σχετικά

σταθερή στο οπτικό πεδίο, κάτι που διευκολύνει την παρακολούθηση και στηρίζει την επόμενη προβολή στην κάτοψη.

Ωστόσο, παραμένουν χαρακτηριστικές αστοχίες. Πρώτον, οι ψευδώς αρνητικές εμφανίζονται κυρίως όταν οι παίκτες είναι μικροί ή μερικώς ορατοί, ειδικά μέσα στον συνωστισμό. Δεύτερον, οι ψευδώς θετικές προκύπτουν σποραδικά από στοιχεία του περιβάλλοντος, όπως έντονες γραμμές, κατασκευές ή αντανάκλασεις, όταν το υπόβαθρο δημιουργεί περιγράμματα που μοιάζουν με ανθρώπινη μορφή. Οι παρατηρήσεις αυτές είναι συμβατές με τους περιορισμούς υλικού μετάδοσης και εξηγούν γιατί οι δυσκολότερες σκηνές εμφανίζονται συχνότερα σε jumpshot και shot.

Συνολικά, το προφίλ επιδόσεων κρίνεται κατάλληλο ως είσοδος για χειροσφαίριση μονοκάμερας. Η ισχυρή ακρίβεια και η ικανοποιητική ανάκληση δίνουν αξιόπιστες ανιχνεύσεις για το DeepSORT, ενώ η συνέπεια των πλαισίων μειώνει την πιθανότητα θορυβωδών τροχιών. Τα κύρια περιθώρια βελτίωσης εντοπίζονται σε σκηνές υψηλής πυκνότητας και σε πολύ μικρούς στόχους, όπου η απώλεια ανίχνευσης μπορεί να οδηγήσει σε σπασίματα τροχιών και να επηρεάσει έμμεσα τις κινηματικές χρονοσειρές που υπολογίζονται στα επόμενα στάδια.

## 6.4 Αξιολόγηση Παρακολούθησης Αντικειμένων με DeepSORT

Η ενότητα αυτή απαντά στο δεύτερο σκέλος του RQ1 και εξετάζει αν το σύστημα παρακολούθησης διατηρεί σταθερές ταυτότητες παικτών σε συνθήκες μετάδοσης. Το στάδιο είναι κρίσιμο, επειδή η ποιότητα των τροχιών επηρεάζει άμεσα τόσο τη χαρτογράφηση στην κάτοψη όσο και τον υπολογισμό ταχυτήτων και αποστάσεων. Ασυνέπειες ταυτότητας ή διακοπές τροχιών μεταφέρονται στα κινηματικά σήματα ως κενά ή αιχμές και μπορούν να μειώσουν την αξιοπιστία των παραγόμενων δεικτών.

Η αξιολόγηση γίνεται με μετρικές πολλαπλής παρακολούθησης αντικειμένων, με κύρια έμφαση σε MOTA και IDF1. Η MOTA αποτυπώνει συνολικά σφάλματα που σχετίζονται με χαμένους στόχους, false positives και αλλαγές ταυτότητας. Ο IDF1 εστιάζει ειδικά στη συνέπεια ταυτότητας στον χρόνο και θεωρείται πιο άμεσα συνδεδεμένος με την ποιότητα

των τροχιών όταν αυτές χρησιμοποιούνται ως είσοδος για χωρική προβολή και εξαγωγή χαρακτηριστικών.

#### 6.4.1 Ρύθμιση Πειράματος

Χρησιμοποιείται ο ανιχνευτής YOLOv8 προσαρμοσμένος στη χειροσφαίριση, με ενιαίο λειτουργικό κατώφλι εμπιστοσύνης  $confidence=0,30$ . Η τιμή αυτή προέκυψε από μεγιστοποίηση του F1 στο σύνολο επικύρωσης και στη συνέχεια παραμένει αμετάβλητη σε όλα τα πειράματα ανίχνευσης και παρακολούθησης. Με αυτόν τον τρόπο, οι συγκρίσεις δεν επηρεάζονται από μετακινούμενα κατώφλια. Η επιλογή στοχεύει να διατηρείται υψηλή ανάκληση σε δύσκολες σκηνές, ενώ η χρονική συνέπεια επιβάλλεται στο στάδιο της παρακολούθησης.

Στη συνέχεια εφαρμόζεται DeepSORT με σταθερές ρυθμίσεις σε όλα τα κλιπ. Για τις δοκιμές αραίωσης καρέ, η παράμετρος  $max\_age$  κλιμακώνεται γραμμικά με το  $frame\ step$ , ώστε το μέγιστο επιτρεπτό κενό τροχιάς σε πραγματικό χρόνο να παραμένει συγκρίσιμο μεταξύ διαφορετικών ρυθμίσεων. Με αυτόν τον χειρισμό αποφεύγονται τεχνητές διακοπές τροχιών που θα οφείλονταν αποκλειστικά στη δειγματοληψία και όχι στη δυσκολία της σκηνής.

Η αξιολόγηση βασίζεται στις μετρικές MOTA και IDF1, καθώς και στις  $precision$  και  $recall$  του συστήματος παρακολούθησης. Η MOTA συνοψίζει σφάλματα από χαμένους στόχους,  $false\ positives$  και αλλαγές ταυτότητας. Η IDF1 αποτυπώνει τη συνέπεια ταυτότητας στον χρόνο και είναι ιδιαίτερα κρίσιμη στην παρούσα εργασία, επειδή οι τροχιές τροφοδοτούν τη χωρική προβολή και τον υπολογισμό ταχυτήτων και αποστάσεων.

Τέλος, το πρωτόκολλο εφαρμόζεται σε κλιπ που καλύπτουν τις κατηγορίες  $crossing$ ,  $defence$ ,  $dribbling$ ,  $jumpshot$ ,  $passing$ ,  $running$  και  $shot$ . Όλα περνούν από την ίδια ροή επεξεργασίας με κοινές ρυθμίσεις, ώστε οι διαφορές στις μετρικές να αντανακλούν κυρίως τη δυσκολία κάθε τύπου φάσης, όπως επίπεδο συνωστισμού, αποκρύψεις και μεταβολές κλίμακας.

## 6.4.2 Συγκεντρωτικά Αποτελέσματα MOT

Με στάθμιση ως προς το πλήθος καρέ κάθε κλιπ, τα συνολικά μεγέθη παρακολούθησης συνοψίζονται ως εξής: MOTA 0,71, IDF1 0,74, Precision 1,00 και Recall 0,72. Η στάθμιση εξασφαλίζει ότι κάθε κλιπ συνεισφέρει ανάλογα με τη διάρκειά του, ώστε η συνολική εικόνα να αντανακλά τον πραγματικό χρόνο έκθεσης του συστήματος και να μην επηρεάζεται δυσανάλογα από πολύ σύντομα αποσπάσματα.

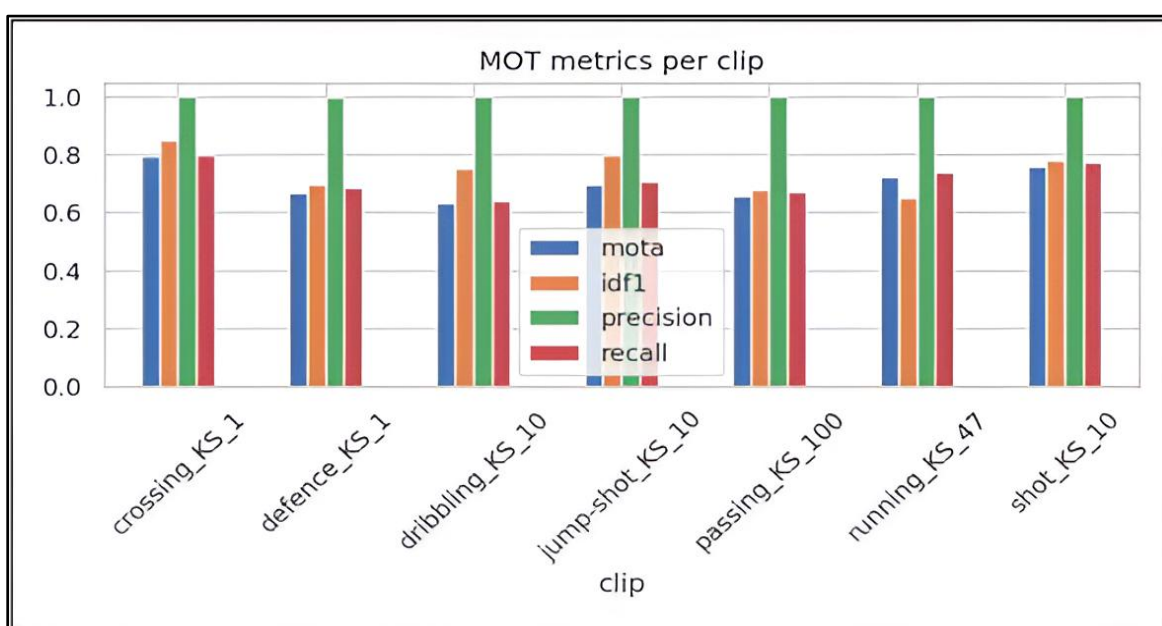
Πίνακας 6.5 - Συνολικά Αποτελέσματα Παρακολούθησης DeepSORT σε 7 Κλιπ.

<b>MOTA</b>	<b>IDF1</b>	<b>Precision</b>	<b>Recall</b>
0,71	0,74	1,00	0,72

Η ακρίβεια προσεγγίζει τη μονάδα, γεγονός που δείχνει ότι οι ψευδώς θετικές είναι ελάχιστες. Το εύρημα αυτό είναι συμβατό με δύο παράγοντες. Πρώτον, ο ανιχνευτής παρέχει σχετικά καθαρές ανιχνεύσεις. Δεύτερον, οι κανόνες αντιστοίχισης του DeepSORT απορρίπτουν ζεύγη που δεν είναι ρεαλιστικά, είτε λόγω ασυμβατότητας κίνησης είτε λόγω χαμηλής οπτικής ομοιότητας. Αντίθετα, η MOTA επηρεάζεται κυρίως από χαμένες ανιχνεύσεις και από αλλαγές ταυτότητας σε στιγμές συνωστισμού. Αυτό είναι αναμενόμενο στη χειροσφαίριση, όπου οι συχνές επικαλύψεις και οι μεταβολές κλίμακας αυξάνουν την πιθανότητα προσωρινής απώλειας ή λανθασμένης αντιστοίχισης.

Το Recall γύρω στο 0,72 είναι συμβατό με λειτουργία σε ρεαλιστικές συνθήκες μετάδοσης, όπου η επιλογή παραμέτρων στοχεύει να διατηρεί υψηλή κάλυψη στόχων, χωρίς να εισάγει μεγάλο αριθμό ψευδών ανιχνεύσεων που θα επιβάρυνε την παρακολούθηση. Ο δείκτης IDF1 ίσος με 0,74 δείχνει καλή συνοχή ταυτότητας στον χρόνο, με αναμενόμενη πτώση σε ιδιαίτερα πυκνές σκηνές, ειδικά κοντά στην περιοχή των 9 μέτρων όπου η αλληλεπίδραση είναι έντονη.

Σε πρακτικό επίπεδο, ο συνδυασμός πολύ υψηλής ακρίβειας και μέτριας προς υψηλής ανάκλησης επιτρέπει την εξαγωγή τροχιών αρκετά σταθερών για προβολή στην κάτοψη και για υπολογισμό ταχυτήτων και αποστάσεων, χωρίς να απαιτείται εκτεταμένος καθαρισμός. Συνεπώς, οι πιο ουσιαστικές βελτιώσεις αναμένονται στη διατήρηση ταυτότητας σε σκηνές υψηλής πυκνότητας και σε παρατεταμένες αποκρύψεις, και όχι στη μείωση ψευδών θετικών, η οποία ήδη είναι πολύ μικρή. Τα ευρήματα αυτά μπορούν να συζητηθούν σε συνάρτηση με τη σχετική βιβλιογραφία σε μονοκάμερα ή broadcast σενάρια, όπου τα βασικά όρια συνήθως σχετίζονται με αποκρύψεις και identity switches.



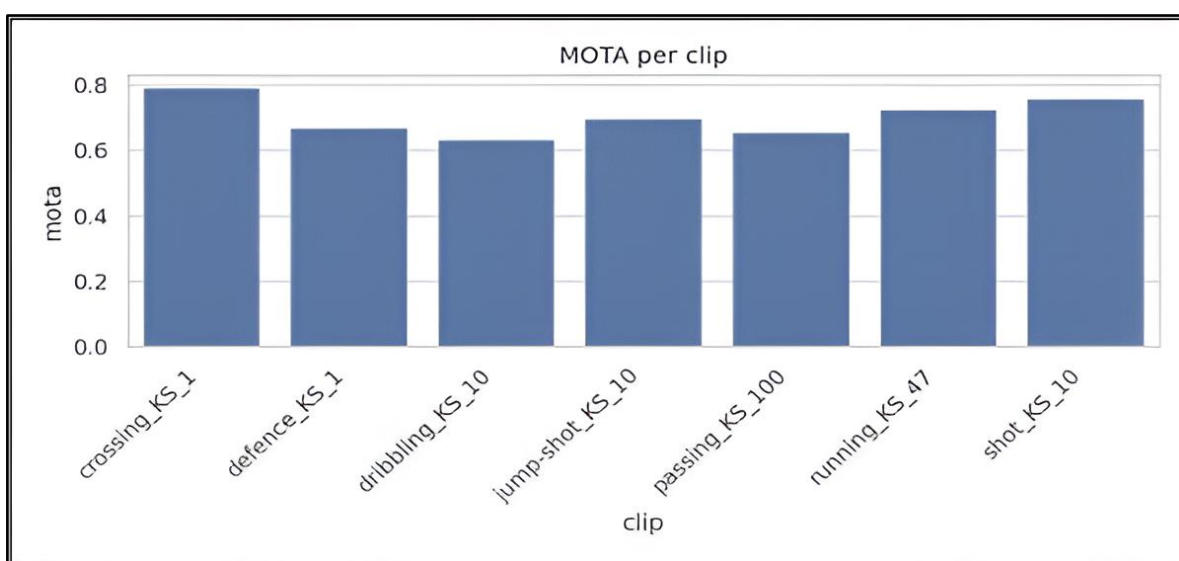
Εικόνα 6.9 - Μετρικές MOT Ανά Κλιπ (MOTA, IDF1, Precision, Recall).

### 6.4.3 Συγκεντρωτικά Αποτελέσματα Ανά Κλιπ

Ο Πίνακας 6.6 παρουσιάζει, για κάθε κλιπ, τη διάρκεια σε καρέ, τη συνολική ακρίβεια παρακολούθησης (MOTA), τη συνέπεια ταυτότητας (IDF1), τα μεγέθη Precision και Recall, καθώς και το πλήθος αλλαγών ταυτότητας (ID switches).

Πίνακας 6.6 - Μετρικές MOT Ανά Κλιπ.

Κλιπ	Καρέ	MOTA	IDF1	Precision	Recall	ID Switches
crossing_KS_1	82	0,792	0,848	1,00	0,796	7
defence_KS_1	81	0,669	0,696	0,996	0,684	12
dribbling_KS_10	65	0,634	0,753	1,00	0,639	8
jumpshot_KS_10	98	0,697	0,798	1,00	0,706	31
passing_KS_10	81	0,656	0,679	0,99	0,673	36
running_KS_47	114	0,725	0,651	0,99	0,739	42
shot_KS_10	65	0,759	0,780	1,00	0,772	35



Εικόνα 6.10 - MOTA Ανά Κλιπ.

Το κλιπ crossing ξεχωρίζει, καθώς επιτυγχάνει ταυτόχρονα την υψηλότερη MOTA (0,792) και τον υψηλότερο IDF1 (0,848). Σε αυτή την περίπτωση η διάταξη των παικτών παραμένει σχετικά σταθερή, οι επικαλύψεις είναι περιορισμένες και οι μεταβολές κλίμακας είναι ηπιότερες. Ως αποτέλεσμα, η ανάκληση παραμένει υψηλότερη και οι αλλαγές ταυτότητας διατηρούνται σε χαμηλά επίπεδα.

Στα κλιπ defence και dribbling η MOTA κυμαίνεται περίπου μεταξύ 0,63 και 0,67. Στις σκηνές άμυνας εμφανίζονται συχνότερα μερικές αποκρύψεις, ενώ στα dribbling παρατηρούνται γρήγορες, τοπικές μετατοπίσεις που δυσκολεύουν τη συσχέτιση. Οι παράγοντες αυτοί μειώνουν την ανάκληση στο εύρος 0,639 έως 0,684 και οδηγούν σε σποραδικές αλλαγές ταυτότητας, με τον αριθμό των ID switches να παραμένει σχετικά ελεγχόμενος, περίπου 8 έως 12.

Στα jumpshot, shot, passing και running, η precision παραμένει πρακτικά ίση με 1, γεγονός που επιβεβαιώνει ότι τα false positives είναι ελάχιστα. Ωστόσο, το recall κυμαίνεται περίπου στο 0,67 έως 0,77 και οι αλλαγές ταυτότητας αυξάνονται, από 31 έως 42. Η συμπεριφορά αυτή είναι αναμενόμενη σε σκηνές κοντά στα 9 μέτρα ή σε γρήγορες μεταβάσεις, όπου συνυπάρχουν συνωστισμός, διασταυρώσεις τροχιών και μεταβολές ζουμ. Παρά την αύξηση των ID switches, οι τιμές IDF1 παραμένουν σε ικανοποιητικό επίπεδο, 0,651 έως 0,798, δείχνοντας ότι η συνολική συνέπεια ταυτότητας είναι επαρκής για εξαγωγή τροχιών χρήσιμων στα επόμενα στάδια.

Συνοψίζοντας, τα κλιπ με καθαρότερη γεωμετρία και λιγότερες επικαλύψεις τείνουν να δίνουν υψηλότερες τιμές MOTA και IDF1. Αντίθετα, οι φάσεις με συνωστισμό και έντονες μεταβολές κλίμακας επιβαρύνουν την ανάκληση και αυξάνουν τις αλλαγές ταυτότητας, χωρίς να επηρεάζουν ουσιαστικά την precision. Η διαφοροποίηση αυτή εξηγεί τη διασπορά των μετρικών και δείχνει ότι οι πιο στοχευμένες βελτιώσεις αφορούν σενάρια υψηλής πυκνότητας, όπου οι αλλαγές ταυτότητας μπορούν να μεταφερθούν ως ασυνέχειες στις τροχιές και, στη συνέχεια, ως τεχνητές αιχμές στα κινηματικά σήματα.

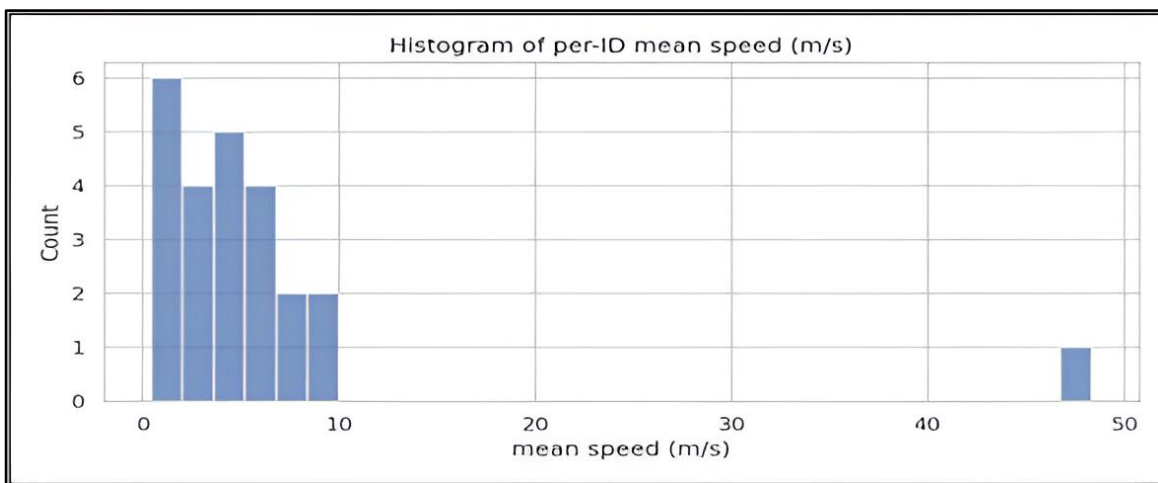
#### **6.4.4 Ταχύτητες Κίνησης και Έλεγχος Ομογραφίας**

Η υποεπένδυση αυτή ελέγχει αν η ομογραφία μετατρέπει αξιόπιστα τις τροχιές σε μέτρα, ώστε οι ταχύτητες και οι αποστάσεις να έχουν ρεαλιστικό νόημα. Το κριτήριο εδώ δεν είναι μόνο να παραχθούν αριθμοί, αλλά οι αριθμοί να είναι συμβατοί με ανθρώπινη κίνηση και να μην κυριαρχούνται από σφάλματα προβολής ή ασυνέχειες παρακολούθησης.

Αρχικά, οι θέσεις των παικτών μετασχηματίζονται από εικονοστοιχεία σε μέτρα μέσω ομογραφίας στην ιδεατή κάτοψη γηπέδου  $40 \times 20$  m. Ως αντιπροσωπευτικό σημείο θέσης κάθε παίκτη χρησιμοποιείται το κάτω μέσο του bounding box, επειδή προσεγγίζει το σημείο επαφής με το δάπεδο και άρα είναι πιο συμβατό με την υπόθεση ότι η προβολή γίνεται στο επίπεδο του γηπέδου. Πριν από τον υπολογισμό παραγώγων εφαρμόζεται ήπια εξομάλυνση στις τροχιές, ώστε να μειώνεται ο θόρυβος από μικρές διακυμάνσεις ανίχνευσης και παρακολούθησης.

Η στιγμιαία ταχύτητα υπολογίζεται από διαδοχικές θέσεις στην κάτοψη και από σταθερό χρονικό βήμα που αντιστοιχεί στα 25 fps. Για κάθε ίχνος υπολογίζονται περιγραφικά μεγέθη, όπως μέση και μέγιστη ταχύτητα, και στη συνέχεια τα αποτελέσματα συνοψίζονται σε επίπεδο συνόλου.

Συνολικά, η διάμεση τιμή της μέσης ταχύτητας είναι 4,09 m/s, με 10ο και 90ό εκατοστημόριο 1,57 m/s και 7,03 m/s αντίστοιχα. Η μέση μέγιστη ταχύτητα ανά ίχνος είναι 10,9 m/s. Παράλληλα, εμφανίζονται σποραδικά ακραίες τιμές έως περίπου 54 m/s, οι οποίες δεν αντιστοιχούν σε ρεαλιστική ανθρώπινη κίνηση. Τέτοιες αιχμές συνδέονται συνήθως με στιγμιαίες ασυνέχειες στις τροχιές, είτε λόγω αλλαγών ταυτότητας είτε λόγω τοπικών σφαλμάτων προβολής, ειδικά όταν μεταβάλλεται απότομα το πλάνο, όπως σε αλλαγή ζουμ ή γωνίας. Το ιστόγραμμα των μέσων ταχυτήτων συγκεντρώνει τη μάζα των τιμών στο εύρος 3 έως 7 m/s, με λίγες ακραίες παρατηρήσεις, κάτι που είναι συμβατό με λειτουργική χωρική προβολή στο μεγαλύτερο μέρος των τροχιών και με εξομάλυνση που περιορίζει τον θόρυβο χωρίς να αλλοιώνει το κύριο σήμα.



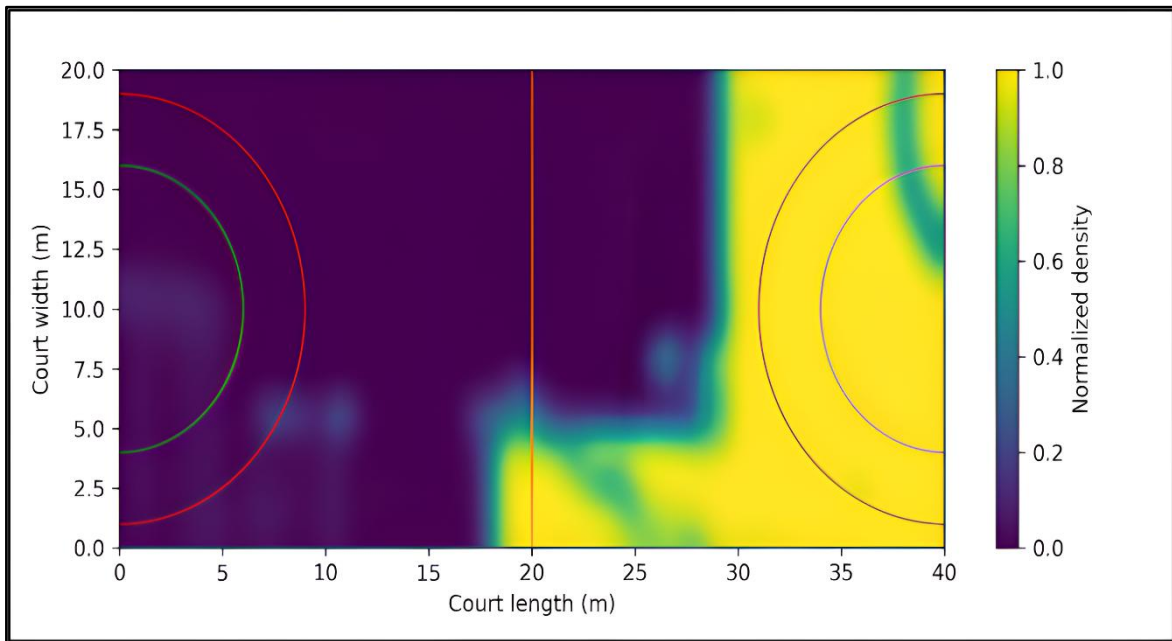
Εικόνα 6.11 - Ιστόγραμμα Μέσης Ταχύτητας Ανά ID (m/s).



Εικόνα 6.12 - Καρέ από broadcast βίντεο για τη χωρική ομογραφία.

Ο έλεγχος της ομογραφίας πραγματοποιείται με δύο συμπληρωματικούς τρόπους. Πρώτον, γίνεται γεωμετρικός έλεγχος μέσω οπτικής επικάλυψης γραμμών και τόξων του γηπέδου πάνω στο καρέ, ώστε να επιβεβαιώνεται ότι η προβολή ευθυγραμμίζεται με τις πραγματικές σημάσεις. Δεύτερον, εφαρμόζεται αριθμητικός έλεγχος συνέπειας με βάση τις στιγμιαίες ταχύτητες. Τιμές που υπερβαίνουν ένα σαφές λειτουργικό όριο ή που βρίσκονται πάνω από ένα υψηλό εκατοστημόριο ανά κλιπ επισημαίνονται και εξαιρούνται από τους υπολογισμούς παραγών, ώστε να μην αλλοιώνουν μέσες τιμές και μέγιστα. Τα σημεία με απότομες μεταβολές εξετάζονται ερμηνευτικά σε σχέση με πιθανές αλλαγές ταυτότητας ή μεταβολές κλίμακας, ώστε να διαχωρίζονται σφάλματα παρακολούθησης από σφάλματα προβολής. Με τη διαδικασία αυτή, οι εκτιμήσεις ταχύτητας παραμένουν σταθερές και ερμηνεύσιμες, ενώ οι λίγες ακραίες τιμές λειτουργούν ως πρακτικό σήμα ότι απαιτείται επιθεώρηση της συνέπειας του tracking ή της ποιότητας της ομογραφίας σε συγκεκριμένα καρέ.

Για συνοπτική οπτική επιβεβαίωση της χωρικής προβολής, παράγεται θερμικός χάρτης σωρευτικών θέσεων όλων των ανιχνευμένων παικτών στην κάτοψη του γηπέδου. Ο χάρτης αυτός βοηθά να εντοπίζονται εύκολα ασυνέχειες ή μη ρεαλιστικές συγκεντρώσεις, που μπορεί να προκύπτουν από αστάθεια ταυτότητας ή από τοπική απόκλιση της προβολής.



Εικόνα 6.13 - Θερμικός χάρτης χωρικής κατανομής παικτών στο γήπεδο.

#### 6.4.5 Μελέτη Ευαισθησίας - Επίδραση Αραίωσης Καρέ

Εξετάζεται η επίδραση της αραίωσης καρέ μέσω του frame step  $fs$  σε τιμές 1, 5, 10 και 30, σε τρία αντιπροσωπευτικά κλιπ. Για να παραμένει συγκρίσιμο το μέγιστο επιτρεπτό κενό χωρίς αντιστοίχιση σε πραγματικό χρόνο, η παράμετρος `max_age` του DeepSORT κλιμακώνεται γραμμικά ως προς το  $fs$ . Για κάθε ρύθμιση υπολογίζεται η μέση ταχύτητα σε m/s ανά κλιπ και τα αποτελέσματα συνοψίζονται συγκριτικά.

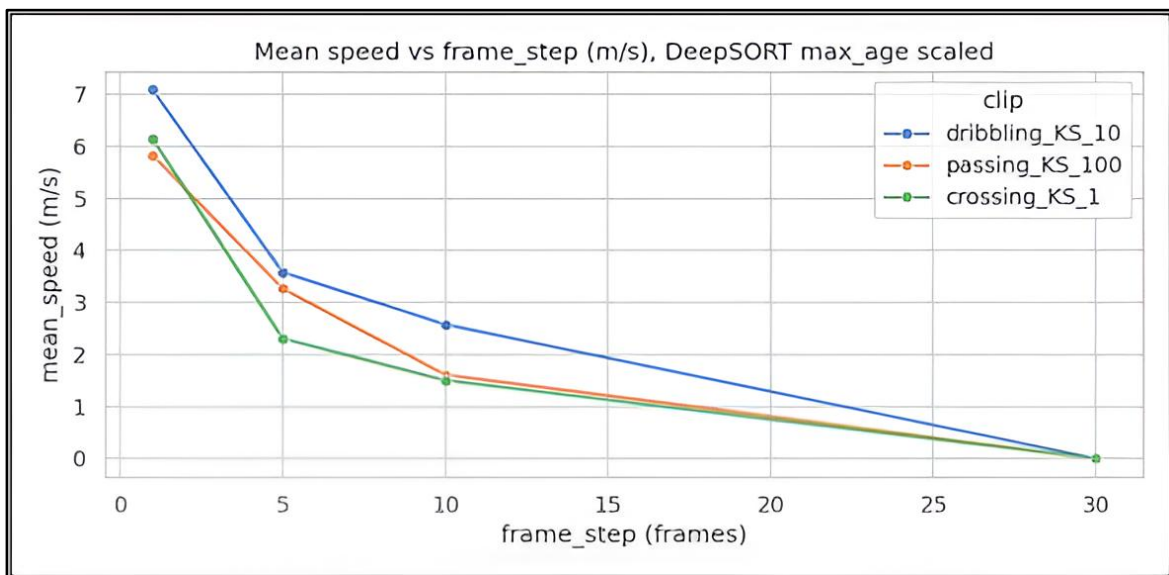
Με αυτή τη διαδικασία αποτιμάται αν η αραίωση οδηγεί σε τεχνητή μείωση της εκτιμώμενης ταχύτητας, αν αυξάνει τα σπασίματα τροχιών και πώς μεταβάλλεται η συνέπεια ταυτότητας. Παράλληλα καταγράφεται το όφελος σε χρόνο εκτέλεσης, ώστε να αποτυπώνεται ο πρακτικός συμβιβασμός μεταξύ ακρίβειας κινηματικών μεγεθών και υπολογιστικού κόστους.

Πίνακας 6.7 - Αραιώση Καρέ και Μέση ταχύτητα (Μέσος Όρος σε 3 κλιπ).

Frame Step	Mean Speed (m/s)	Median Speed (m/s)
1	6,36	2,56
5	3,03	1,58
10	1,90	1,01
30	~0	~0

Όταν αραιώνονται τα καρέ, το σύστημα διαθέτει λιγότερα ενδιάμεσα στιγμιότυπα της κίνησης. Ως αποτέλεσμα, οι τροχιές προσεγγίζονται με μακρύτερα τμήματα, χάνονται μικρές καμπυλώσεις και σύντομα σπριντ και το συνολικό μήκος διαδρομής στην κάτοψη μειώνεται συστηματικά. Κατά συνέπεια, οι ταχύτητες υποεκτιμώνται. Το φαινόμενο αποτυπώνεται καθαρά στα δεδομένα, καθώς από frame step 1 σε frame step 10 η μέση ταχύτητα μειώνεται περίπου κατά 70%. Με frame step 30, η χρονική ανάλυση γίνεται τόσο αραιή ώστε οι εκτιμώμενοι ρυθμοί κίνησης καταρρέουν σε πολύ χαμηλές τιμές, ακόμη και όταν το max\_age έχει κλιμακωθεί αναλογικά.

Συνεπώς, για αξιόπιστους υπολογισμούς ταχύτητας και απόστασης προτιμάται επεξεργασία με frame step ίσο με 1. Αν η αραιώση είναι αναγκαία για λόγους υπολογιστικού κόστους, η ερμηνεία των κινηματικών μεγεθών πρέπει να γίνεται με προσοχή, επειδή η υποεκτίμηση είναι συστηματική. Σε αυτή την περίπτωση, οι απόλυτες τιμές ταχύτητας δεν πρέπει να συγκρίνονται άμεσα με αποτελέσματα διαφορετικού frame step, εκτός αν έχει τηρηθεί κοινό πρωτόκολλο δειγματοληψίας και υπολογισμού. Επιπλέον, για λόγους αναπαραγωγιμότητας, το frame step πρέπει να δηλώνεται ρητά σε κάθε πείραμα και να παραμένει σταθερό σε όλες τις συγκρίσεις του ίδιου πίνακα ή σχήματος. Με αυτόν τον τρόπο αποφεύγεται η λανθασμένη ερμηνεία διαφορών που οφείλονται στη χρονική δειγματοληψία και όχι σε πραγματική βελτίωση του ανιχνευτή ή του ιχνηλάτη.



Εικόνα 6.14 - Μέση ταχύτητα έναντι frame step με κλιμακωμένο max\_age (m/s).

#### 6.4.6 Συνολική Εικόνα

Συνολικά, το σύστημα παρακολούθησης επιτυγχάνει MOTA περίπου 0,71 και IDF1 περίπου 0,74, με Precision πρακτικά ίσο με 1,00. Η τιμή Precision κοντά στη μονάδα δεν σημαίνει ότι η παρακολούθηση είναι συνολικά χωρίς σφάλματα. Σημαίνει κυρίως ότι το σύστημα παράγει ελάχιστες ψευδώς θετικές αντιστοιχίσεις ή ψευδείς τροχιές, δηλαδή σπάνια «εισάγει» στόχους που δεν υπάρχουν. Η συνολική ποιότητα εξακολουθεί να περιορίζεται από μη ανιχνεύσεις και από αλλαγές ταυτότητας, κάτι που αποτυπώνεται στους δείκτες Recall, MOTA και IDF1.

Τα false positives είναι σπάνια και οι απώλειες προκύπτουν κυρίως από μη ανιχνεύσεις και από αλλαγές ταυτότητας σε σκηνές υψηλής συμφόρησης. Η επίδοση είναι ιδιαίτερα υψηλή σε καθαρότερες γεωμετρίες, όπως στο crossing, ενώ κυμαίνεται από καλή έως μέτρια σε shot, running και passing, όπου οι επικαλύψεις παικτών και οι μεταβολές κλίμακας εμφανίζονται συχνότερα.

Παράλληλα, οι αλλαγές ταυτότητας εντοπίζονται κυρίως κοντά στο τέρμα, σε περιοχές έντονης αλληλεπίδρασης, καθώς και σε πλάνα με μεγάλο zoom out, όπου τα πλαίσια μικραίνουν και η οπτική διάκριση μειώνεται. Επιπλέον, η ανάλυση των ρυθμών κίνησης δείχνει ότι η αραίωση καρέ υποβαθμίζει δυσανάλογα τις εκτιμώμενες ταχύτητες και

αποστάσεις, ακόμη και όταν η παράμετρος `max_age` κλιμακώνεται ορθά. Συνεπώς, τα ευρήματα υποδεικνύουν ότι οι κύριες κατευθύνσεις βελτίωσης αφορούν τη διατήρηση ορατότητας και ταυτότητας σε σκηνές συνωστισμού, καθώς και την αποφυγή αραιής δειγματοληψίας όταν απαιτούνται αξιόπιστα κινηματικά μεγέθη στην κάτοψη.

Σε πρακτικό επίπεδο, το προφίλ αυτό θεωρείται επαρκές για την επόμενη φάση της ροής, δηλαδή τη χωρική προβολή και την εξαγωγή κινηματικών δεικτών, υπό την προϋπόθεση ότι εφαρμόζονται οι έλεγχοι συνέπειας που έχουν ήδη οριστεί για outliers και ασυνέχειες τροχιών. Με άλλα λόγια, το σύστημα δεν είναι άτρωτο σε δύσκολες broadcast σκηνές, αλλά παρέχει τροχιές με ικανοποιητική συνοχή για πρακτική ανάλυση. Αυτό ενισχύει τη βασική θέση της εργασίας ότι μια μονοκάμερη, αρθρωτή προσέγγιση μπορεί να παράγει χρήσιμες και ερμηνεύσιμες αναπαραστάσεις κίνησης, αρκεί τα όρια κάθε σταδίου να δηλώνονται ρητά και να λαμβάνονται υπόψη στην ερμηνεία.

## **6.5 Ταξινόμηση Ενεργειών Ανά Κλιπ**

### **6.5.1 Περιγραφή Πειράματος**

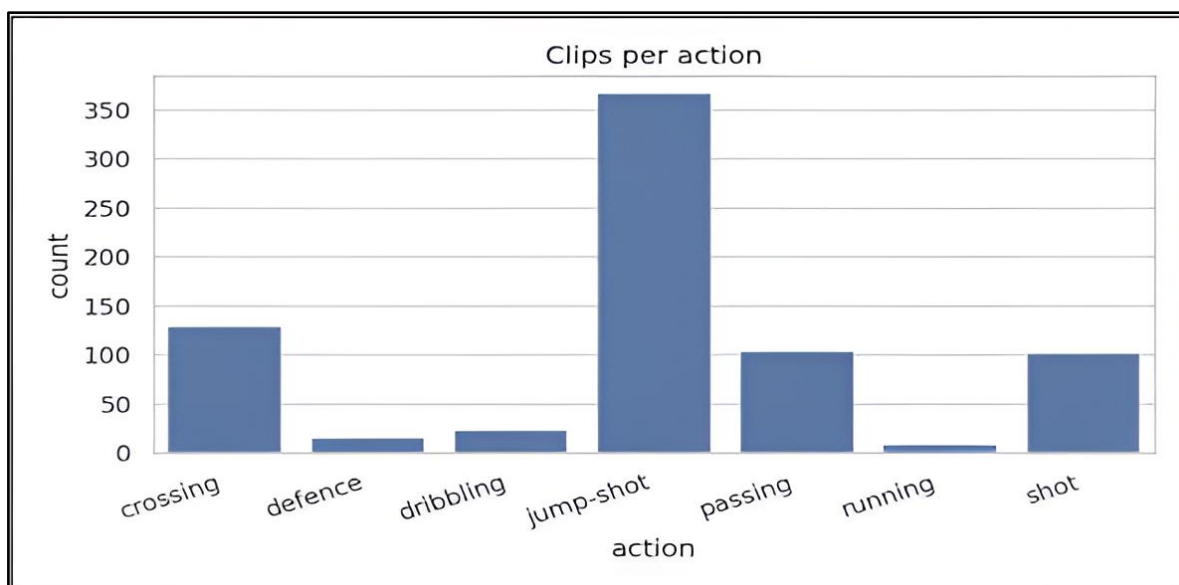
Η ενότητα αυτή απαντά στο RQ3 και εξετάζει την ταξινόμηση του τύπου ενέργειας ανά κλιπ, αξιοποιώντας συνοπτικά και ερμηνεύσιμα γνωρίσματα που προκύπτουν από τα στάδια ανίχνευσης και παρακολούθησης. Η αξιολόγηση δίνει έμφαση σε μακροσταθμισμένες μετρικές, κυρίως macro F1 και F1 ανά κατηγορία, ώστε να λαμβάνεται υπόψη η έντονη ανισορροπία κλάσεων και να μην κυριαρχούν οι συχνότερες κατηγορίες στη συνολική εικόνα.

Για κάθε κλιπ υπολογίζονται γνωρίσματα που συνοψίζουν μετρήσιμες ιδιότητες της σκηνής. Ενδεικτικά, περιλαμβάνονται ο μέσος αριθμός ανιχνεύσεων ανά καρέ, περιγραφικά μέτρα για το πλάτος και το ύψος των bounding boxes, όπως μέσοι όροι και διασπορές, ο λόγος πλάτους προς ύψος, καθώς και ποσοστημόρια των τιμών confidence. Τα γνωρίσματα αυτά αποτελούν ερμηνεύσιμη σύνοψη του σήματος που παράγουν οι προηγούμενες βαθμίδες και επιτρέπουν να συσχετιστούν οι αποφάσεις του ταξινομητή με συγκεκριμένα χαρακτηριστικά της ορατότητας, της πυκνότητας και της γεωμετρίας της φάσης.

Στη συνέχεια αξιολογείται συγκριτικά ένα σύνολο κλασικών μοντέλων μηχανικής μάθησης, ώστε να εξεταστεί ποια οικογένεια μοντέλων αξιοποιεί καλύτερα τα συγκεκριμένα γνωρίσματα. Τα μοντέλα που περιλαμβάνονται είναι τα Random Forest, Extra Trees, Gradient Boosting, XGBoost, Logistic Regression και Gaussian Naive Bayes. Οι ρυθμίσεις τους επιλέγονται με στόχο να περιορίζεται η υπερπροσαρμογή και να ενισχύεται η δυνατότητα γενίκευσης, ιδιαίτερα υπό συνθήκες ανισορροπίας κλάσεων.

Η αξιολόγηση πραγματοποιείται σε ετερογενές σύνολο κλιπ με έντονη ανισορροπία, όπως αποτυπώνεται στην Εικόνα 6.15. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται συγκριτικά με βάση accuracy και μακροσταθμισμένες μετρικές precision, recall και F1, ώστε να αποτυπώνεται όχι μόνο η συνολική επίδοση αλλά και η συμπεριφορά στις λιγότερο συχνές κατηγορίες. Με αυτόν τον τρόπο, η σύγκριση παραμένει δίκαιη και ερμηνεύσιμη.

Τέλος, παρουσιάζονται πίνακες σύγχυσης για τα μοντέλα που εμφανίζουν την καλύτερη ή την πιο αντιπροσωπευτική συμπεριφορά, ώστε να αναδεικνύονται οι συχνότερες συγχύσεις μεταξύ κατηγοριών και να εντοπίζονται σημεία όπου απαιτείται ενίσχυση δεδομένων, αναθεώρηση γνωρισμάτων ή προσθήκη συμπληρωματικών σημάτων.



Εικόνα 6.15 - Κατανομή Κλιπ Ανά Κατηγορία Ενέργειας.

## 6.5.2 Συνολικά Αποτελέσματα Ταξινόμησης

Από τους πίνακες σύγκρισης προκύπτουν τα συνολικά μεγέθη απόδοσης που συνοψίζονται στον Πίνακα 6.8 για τα έξι μοντέλα.

Πίνακας 6.8 - Μετρικές Ταξινόμησης ανά Μοντέλο.

Μοντέλο	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
Random Forest	0,805	0,813	0,712	0,745
Gradient Boosting	0,805	0,806	0,712	0,743
Extra Trees	0,7906	0,730	0,715	0,719
XGBoost	0,761	0,687	0,703	0,693
Logistic Regression	0,619	0,511	0,676	0,540
Gaussian Naive Bayes	0,451	0,440	0,573	0,431

Ο Random Forest εμφανίζει την υψηλότερη μακροσταθμισμένη επίδοση, με accuracy περίπου 0,805, macro precision 0,813, macro recall 0,712 και macro F1 0,745. Πολύ κοντά ακολουθεί το Gradient Boosting, με ίδια accuracy 0,805 και macro F1 0,743, γεγονός που δείχνει ότι και τα δύο μοντέλα αξιοποιούν αποτελεσματικά τα συγκεκριμένα γνωρίσματα. Το Extra Trees καταγράφει accuracy περίπου 0,791 και macro F1 0,719, παραμένοντας ανταγωνιστικό αλλά ελαφρώς χαμηλότερο στις μακροσταθμισμένες μετρικές.

Το XGBoost επιτυγχάνει ενδιάμεση επίδοση, με accuracy 0,761 και macro F1 0,693, ενώ τα Logistic Regression και Gaussian Naive Bayes λειτουργούν κυρίως ως απλούστερες γραμμές βάσης, με σαφώς χαμηλότερη συνολική και μακροσταθμισμένη απόδοση. Η εικόνα αυτή είναι συμβατή με τη φύση του προβλήματος, καθώς τα γνωρίσματα περιγράφουν σύνθετες, μη γραμμικές σχέσεις της σκηνής και της κίνησης, τις οποίες οι επιτροπές δέντρων αποτυπώνουν καλύτερα από γραμμικά ή ισχυρά απλουστευμένα πιθανοτικά μοντέλα.

Η μικρή υπεροχή του Random Forest έναντι του Extra Trees είναι αναμενόμενη σε ανισόρροπες κατανομές, όπου η εντονότερη τυχαιοποίηση του Extra Trees μπορεί να οδηγήσει σε πιο συντηρητικές αποφάσεις και, κατά συνέπεια, σε ελαφρώς χαμηλότερη απόδοση στις

σπανιότερες κλάσεις, κάτι που αποτυπώνεται κυρίως στο macro F1. Παράλληλα, το γεγονός ότι το Gradient Boosting βρίσκεται σχεδόν ισόπαλο με τον Random Forest ενισχύει το συμπέρασμα ότι τα διαθέσιμα γνωρίσματα περιέχουν πραγματικό διαχωριστικό σήμα και όχι μόνο πληροφορία από τις συχνές κλάσεις.

Συνεπώς, ο Random Forest επιλέγεται ως βασικό μοντέλο ερμηνείας στα επόμενα υποκεφάλαια, διατηρώντας σταθερό το πρωτόκολλο αξιολόγησης, ενώ τα υπόλοιπα μοντέλα χρησιμοποιούνται ως συγκριτικές γραμμές βάσης για να τεκμηριωθεί η σχετική υπεροχή της επιλεγμένης προσέγγισης.

### 6.5.3 Ερμηνεία Random Forest Ανά Ενέργεια

Η ερμηνεία βασίζεται στο μοντέλο Random Forest, το οποίο εμφανίζει την καλύτερη συνολική επίδοση ως προς το macro F1. Επιπλέον, το Gradient Boosting παρουσιάζει πολύ κοντινή συνολική επίδοση, γεγονός που ενισχύει το συμπέρασμα ότι τα χρησιμοποιούμενα γνωρίσματα περιέχουν σταθερό και αξιοποιήσιμο διαχωριστικό σήμα. Για καθαρότητα, η ανάλυση εστιάζει στην ανάκληση ανά κατηγορία, επειδή αποτυπώνει άμεσα πόσο συχνά αναγνωρίζεται σωστά κάθε ενέργεια σε συνθήκες ανισόρροπης κατανομής κλάσεων.

Πίνακας 6.9 - Random Forest Ανά Ενέργεια.

Ενέργεια	Recall
Crossing	0,90
Defence	0,50
Dribbling	0,33
Jumpshot	0,87
Passing	0,81
Running	1,00
Shot	0,56

Καταρχάς, το jumpshot επιτυγχάνει πολύ υψηλή ανάκληση. Η μεγάλη διαθεσιμότητα παραδειγμάτων και τα πιο σταθερά μοτίβα σκηνής σε φάσεις κοντά στη ζώνη των 9 μέτρων διευκολύνουν τη μάθηση κανόνων από το μοντέλο. Η κυριότερη σύγχυση εμφανίζεται με το shot, ιδιαίτερα όταν η απογείωση δεν αποτυπώνεται καθαρά στο κλιπ ή όταν τα γνωρίσματα σκηνής δεν επαρκούν για σαφή διάκριση.

Το shot παρουσιάζει χαμηλότερη ανάκληση από το jumpshot, αλλά παραμένει σε λειτουργικό επίπεδο. Οι συγχύσεις με το jumpshot είναι αναμενόμενες, καθώς οι δύο κατηγορίες μοιράζονται παρόμοιες χωρικές συνθήκες και εμφανίζονται συχνά σε περιοχές υψηλής πυκνότητας. Επιπλέον, σε σύντομα κλιπ όπου το τελείωμα ακολουθεί άμεσα μια πάσα, μπορεί να εμφανιστούν συγχύσεις και με το passing.

Το passing εμφανίζει καλή αλλά όχι πλήρως σταθερή ανάκληση. Όταν η σκηνή είναι πιο «σφιχτή» και η αλλαγή κατοχής γίνεται γρήγορα, τα γνωρίσματα που βασίζονται κυρίως σε πλήθος ανιχνεύσεων, γεωμετρία πλαισίων και confidence δεν επαρκούν πάντα για καθαρό διαχωρισμό. Σε αυτές τις περιπτώσεις εμφανίζονται συγχύσεις κυρίως με crossing ή, σπανιότερα, με defence.

Το crossing επιτυγχάνει υψηλή ανάκληση και εμφανίζεται ως μία από τις πιο σταθερά αναγνωρίσιμες κατηγορίες. Οι φάσεις αυτές συνδέονται συνήθως με καθαρότερη γεωμετρία σκηνής, ηπιότερο συνωστισμό και πιο συνεπείς κατανομές ανιχνεύσεων. Η κύρια σύγχυση αφορά το running, ιδιαίτερα όταν η φάση εξελίσσεται μακριά από το τέρμα και η κίνηση εκδηλώνεται σε πιο ανοικτό χώρο.

Η κατηγορία running εμφανίζει πολύ υψηλή ανάκληση στο συγκεκριμένο δείγμα. Ωστόσο, το συμπέρασμα πρέπει να ερμηνευθεί με προσοχή, επειδή η κλάση έχει μικρότερη υποστήριξη και άρα μεγαλύτερη ευαισθησία σε μικρό αριθμό παραδειγμάτων. Επιπλέον, σε ορισμένες χωρικές συνθήκες μπορεί να μοιάζει με crossing, ειδικά όταν η διάκριση βασίζεται σε συνοπτικά στατιστικά σκηνής και όχι σε λεπτομερή χρονική εξέλιξη της κίνησης.

Το dribbling υπολείπεται σε ανάκληση και αποτελεί μία από τις πιο δύσκολες κατηγορίες. Η δυσκολία αυτή είναι αναμενόμενη, επειδή το dribbling συχνά περιλαμβάνει σύντομες εκρήξεις κίνησης και τοπικές μεταβολές που δεν αποτυπώνονται πλήρως από αθροιστικά

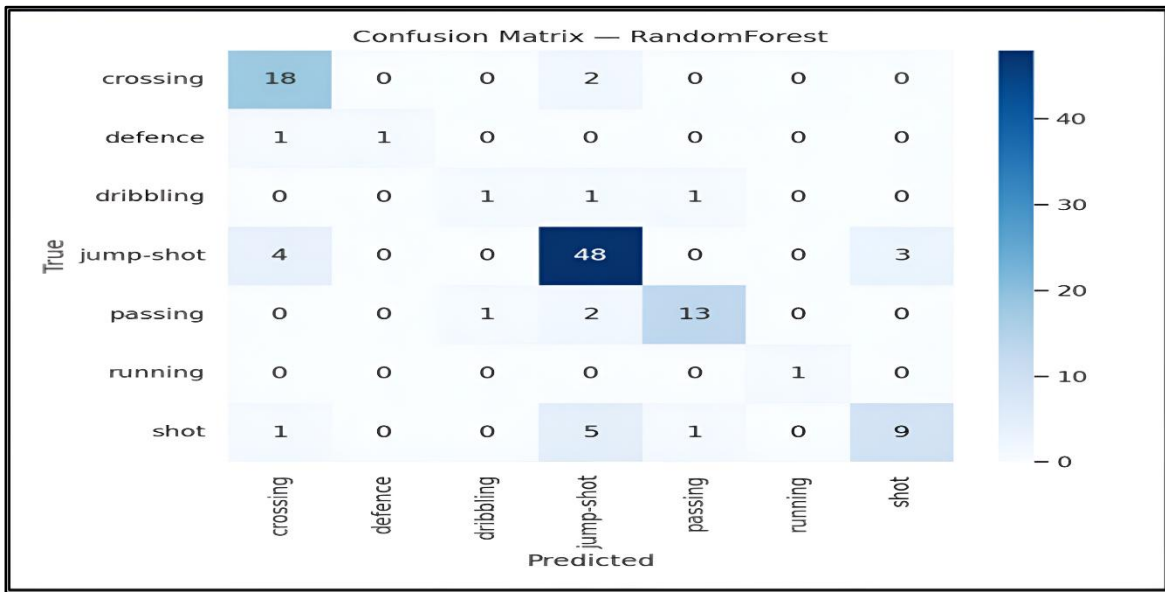
περιγραφικά γνωρίσματα σκηνής. Επιπλέον, η θόλωση κίνησης και οι μικρές κλίμακες αντικειμένων ενισχύουν τις συγχύσεις με passing ή running.

Τέλος, το defence εμφανίζει μέτρια ανάκληση και μεγαλύτερη μεταβλητότητα ανάλογα με τη διάταξη της φάσης. Σε πιο συμπαγείς αμυντικές διατάξεις, η πυκνότητα και τα γεωμετρικά γνωρίσματα των πλαισίων βοηθούν την αναγνώριση. Όταν όμως η άμυνα ανοίγει στο γήπεδο, οι σκηνές γίνονται οπτικά πιο κοντινές σε crossing ή running και οι συγχύσεις αυξάνονται.

Συνολικά, τα πιο χρήσιμα γνωρίσματα για το Random Forest προκύπτουν από την πυκνότητα ανιχνεύσεων ανά καρέ, τα περιγραφικά πλάτους και ύψους των bounding boxes, τον λόγο πλάτους προς ύψος και τα ποσοστημόρια των confidence scores. Το εύρημα αυτό δείχνει ότι σημαντικό μέρος του διαχωριστικού σήματος προέρχεται από τη δομή της σκηνής και τη σταθερότητα των ανιχνεύσεων, και όχι μόνο από καθαρά κινηματική πληροφορία.

Για βελτίωση των δύσκολων κατηγοριών, αναμένονται οφέλη από τρεις κατευθύνσεις. Πρώτον, ενίσχυση των σπάνιων κλάσεων. Δεύτερον, προσθήκη απλών χρονικών γνωρισμάτων, όπως ποσοστό καρέ με υψηλή ταχύτητα ή δείκτες μεταβολής κατεύθυνσης. Τρίτον, προσθήκη χωρικού πλαισίου, όπως ένδειξη εγγύτητας στη ζώνη των 9 μέτρων ή απλό σήμα σχετικό με την κατοχή μπάλας.

Ο πίνακας σύγχυσης της Εικόνας 6.16 αναδεικνύει καθαρά δύο κυρίαρχα μοτίβα. Πρώτον, εμφανίζεται συστηματική σύγχυση μεταξύ shot και jumpshot, ιδιαίτερα όταν η φάση εκτυλίσσεται κοντά στη γραμμή των 6 m και η κλίμακα του πλάνου μεταβάλλεται απότομα. Δεύτερον, εμφανίζεται σύγχυση μεταξύ dribbling και passing σε σκηνές χαμηλής πυκνότητας και μικρών bounding boxes, όπου η πληροφορία πλήθους και μεγέθους δεν επαρκεί για σαφή διάκριση. Το εύρημα αυτό υποστηρίζει την ανάγκη για πρόσθετα χρονικά ή συμφοραζόμενα γνωρίσματα στα επόμενα βήματα.



Εικόνα 6.16 Confusion Matrix: RandomForest στο test set.

### 6.5.4 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών

Το διάγραμμα σημαντικότητας της Εικόνας 6.17 παρουσιάζει τα χαρακτηριστικά που αξιοποιεί περισσότερο το μοντέλο Random Forest για τη διάκριση των κατηγοριών. Η ιεράρχηση αυτή βοηθά στην ερμηνεία των αποφάσεων του μοντέλου και δείχνει ποια στοιχεία του σήματος από την ανίχνευση συνεισφέρουν περισσότερο στην ταξινόμηση.

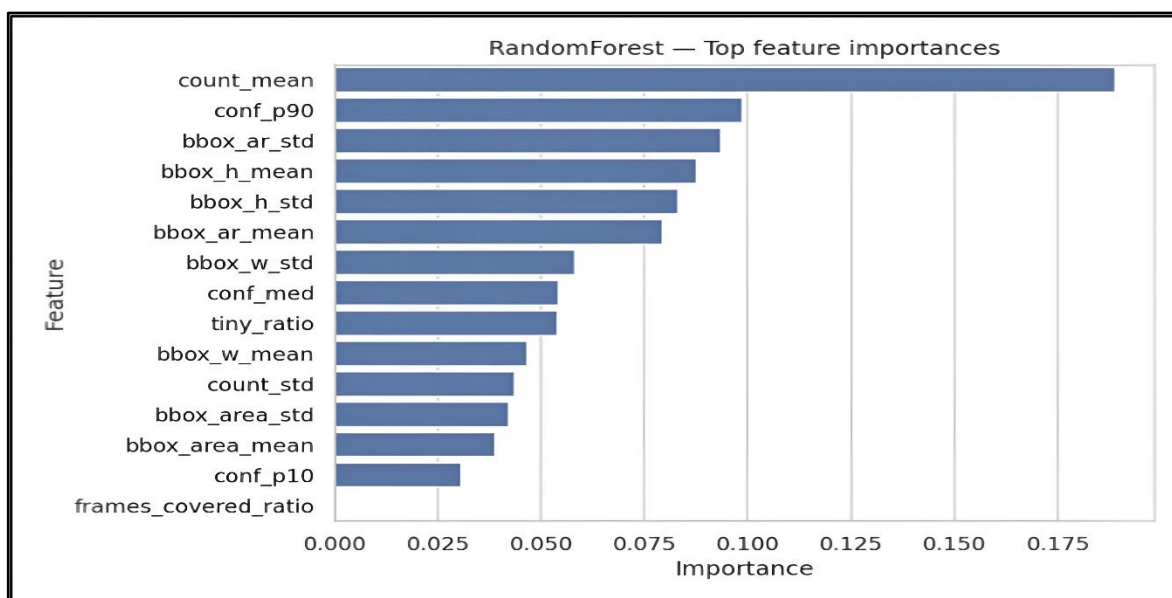
Ως σημαντικότερο χαρακτηριστικό αναδεικνύεται το `count_mean`, δηλαδή ο μέσος αριθμός ανιχνεύσεων ανά καρέ. Το χαρακτηριστικό αυτό λειτουργεί ως δείκτης πυκνότητας σκηνής και συμβάλλει στον διαχωρισμό φάσεων με έντονο συνωστισμό κοντά στην περιοχή εκτέλεσης από πιο αραιές φάσεις ανάπτυξης. Ακολουθούν σε υψηλή θέση το `conf_p90` και το `bbox_ar_std`, γεγονός που δείχνει ότι το μοντέλο αξιοποιεί έντονα τόσο την ποιότητα των πιο βέβαιων ανιχνεύσεων όσο και τη μεταβλητότητα του σχήματος των bounding boxes.

Στη συνέχεια, τα `bbox_h_mean`, `bbox_h_std` και `bbox_ar_mean` αποτυπώνουν πληροφορία για την κλίμακα του πλάνου και τη γεωμετρία των πλαισίων, άρα και έμμεσα για την απόσταση παικτών από την κάμερα ή για μεταβολές ζουμ. Παράλληλα, τα γνωρίσματα `conf_med` και `conf_p10` ενσωματώνουν πληροφορία για τη συνολική σταθερότητα της ανίχνευσης, η οποία τείνει να υποβαθμίζεται σε σκηνές με θόλωση κίνησης ή μερικές

αποκρύψεις. Τα `bbox_w_std`, `bbox_area_std` και `bbox_area_mean` λειτουργούν ως δείκτες μεταβλητότητας μεγέθους, οι οποίοι σχετίζονται με αλλαγές κλίμακας, δυναμική της σκηνής και τοπικές αστάθειες του πλάνου.

Επιπλέον, η παρουσία των `tiny_ratio` και `bbox_w_mean` μεταξύ των σημαντικών γνωρισμάτων δείχνει ότι το μοντέλο χρησιμοποιεί και πληροφορία σχετική με πολύ μικρούς στόχους και με τη μέση οριζόντια κλίμακα των παικτών στο καρέ. Αντίθετα, το `frames_covered_ratio` εμφανίζεται με πολύ μικρή σημαντικότητα στο συγκεκριμένο μοντέλο, κάτι που υποδηλώνει ότι η απλή κάλυψη καρέ από ανιχνεύσεις προσφέρει μικρότερη διακριτική ισχύ σε σχέση με τα γνωρίσματα πυκνότητας, γεωμετρίας και `confidence`.

Σημειώνεται ότι η «σημαντικότητα» εκφράζει τη συμβολή ενός γνωρίσματος στις αποφάσεις του μοντέλου στο συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων και στη συγκεκριμένη ρύθμιση και δεν υποδηλώνει αιτιώδη σχέση. Παρ' όλα αυτά, η παρατηρούμενη ιεράρχηση είναι συνεπής με τα ευρήματα των πινάκων σύγκρισης, όπου οι συγχύσεις `shot-jumpshot` και `dribbling-passing` εντείνονται όταν η πυκνότητα σκηνής, η κλίμακα και η σταθερότητα των ανιχνεύσεων δεν επαρκούν ως ισχυρά διακριτικά σήματα.



Εικόνα 6.17 Σημαντικά χαρακτηριστικά από Random Forest.

### 6.5.5 Επιπτώσεις της Ανισορροπίας

Το σύνολο δεδομένων παρουσιάζει έντονη ανισορροπία κλάσεων, με την κατηγορία jumpshot να υπερισχύει αριθμητικά, ενώ οι defence, dribbling και running υποεκπροσωπούνται. Η ανισορροπία αυτή επηρεάζει άμεσα την ερμηνεία των αποτελεσμάτων, επειδή οι συνολικές μετρικές μπορούν να δώσουν πιο αισιόδοξη εικόνα από αυτή που ισχύει στις σπάνιες κατηγορίες. Για τον λόγο αυτό, η αξιολόγηση δίνει έμφαση στις μακροσταθμισμένες μετρικές, όπου κάθε κατηγορία συνεισφέρει ισότιμα.

Το φαινόμενο αποτυπώνεται καθαρά στους πίνακες σύγκρισης και στις ανακλήσεις ανά κατηγορία, όπου οι αποκλίσεις είναι μεγαλύτερες στις υποεκπροσωπούμενες δράσεις. Με άλλα λόγια, ακόμη και όταν η συνολική ταξινόμηση είναι καλή, οι σπάνιες κλάσεις παραμένουν πιο ασταθείς και πιο ευάλωτες σε συγχύσεις. Αυτό εξηγεί γιατί η macro F1 είναι πιο αυστηρός και πιο κατάλληλος δείκτης από την accuracy για τη συγκεκριμένη εργασία.

Παρά ταύτα, η συνολική επίδοση παραμένει ικανοποιητική. Για τον Random Forest, η accuracy είναι περίπου 0,805 και η macro F1 περίπου 0,745, τιμές που δείχνουν ότι τα κυρίαρχα μοτίβα αναγνωρίζονται με καλή αξιοπιστία, παρά την ανισορροπία. Για ένα μοντέλο χαμηλού υπολογιστικού κόστους και υψηλής ερμηνευσιμότητας, η επίδοση αυτή κρίνεται πρακτικά αξιοποιήσιμη για συνοπτικές αναφορές προπονητικής ανάλυσης.

Ωστόσο, για πιο σταθερή απόδοση στις σπάνιες κατηγορίες απαιτείται περαιτέρω ενίσχυση του συνόλου και των γνωρισμάτων. Πιθανές κατευθύνσεις είναι η αύξηση παραδειγμάτων για defence, dribbling και running, η προσθήκη απλών χρονικών γνωρισμάτων και η ενσωμάτωση συμπληρωματικών σημάτων, όπως χωρική εγγύτητα σε κρίσιμες ζώνες του γηπέδου ή βασική πληροφορία κατοχής μπάλας.

## 6.6 Σύγκριση των Πειραμάτων με τη Βιβλιογραφία

### 6.6.1 Σκοπός και Πηγές Σύγκρισης

Στην ενότητα αυτή συγκρίνονται τα αποτελέσματα της παρούσας εργασίας με σχετικές δημοσιεύσεις στον χώρο του handball analytics, με στόχο να τοποθετηθεί η προτεινόμενη προσέγγιση σε σχέση με τη διαθέσιμη βιβλιογραφία. Η σύγκριση εστιάζει τόσο σε handball-specific εργασίες όσο και σε μεθοδολογικές αναφορές που σχετίζονται με επιμέρους στάδια του pipeline, όπως ανίχνευση, παρακολούθηση, χωρική βαθμονόμηση και αναγνώριση ενεργειών.

Ιδιαίτερη έμφαση δίνεται στις εργασίες των Ivašić-Kos, Robar και συνεργατών, επειδή αποτελούν βασικό σημείο αναφοράς για τη χειροσφαίριση ως αντικείμενο οπτικής ανάλυσης. Οι μελέτες αυτές καλύπτουν ζητήματα όπως δημιουργία και σχολιασμός δεδομένων, ανάλυση ενεργού παίκτη, αναγνώριση ενεργειών και ανάλυση κίνησης σε handball σκηνές. Παράλληλα, αξιοποιούνται ως σημεία αναφοράς και εργασίες από συγγενή πεδία ή από γενικότερο sports analytics, όταν παρέχουν χρήσιμες μεθοδολογικές κατευθύνσεις για tracking, προβολή με ομογραφία και αξιολόγηση σε συνθήκες μετάδοσης.

Η σύγκριση δεν είναι πλήρως ισοδύναμη για κάθε δείκτη, επειδή υπάρχουν διαφορές στα σύνολα δεδομένων, στις κλάσεις ενεργειών, στις συνθήκες λήψης, στις πολιτικές σχολιασμού και στα πρωτόκολλα αξιολόγησης. Για τον λόγο αυτό, όπου υπάρχει άμεση αντιστοίχιση μετρικών γίνεται ποσοτική σύγκριση, ενώ στις υπόλοιπες περιπτώσεις η σύγκριση παραμένει ποιοτική και εστιάζει σε μεθοδολογικές επιλογές, περιορισμούς και τύπο παραγόμενων εξόδων.

Στη συνέχεια, η σύγκριση οργανώνεται ανά στάδιο του pipeline, δηλαδή ανίχνευση, παρακολούθηση, χωρική προβολή σε μετρικές συντεταγμένες και αναγνώριση ενεργειών. Με αυτή τη δομή γίνεται σαφές σε ποια σημεία η παρούσα εργασία συγκλίνει με τη βιβλιογραφία, σε ποια διαφοροποιείται και ποια είναι η ιδιαίτερη συνεισφορά της ως αρθρωτό μονοκάμερο pipeline με ρητές ενδιάμεσες αναπαραστάσεις και έμφαση στην ερμηνευσιμότητα.

## 6.6.2 Σύνοψη Αποτελεσμάτων

Η ενότητα αυτή συνοψίζει τα κύρια αποτελέσματα ανά στάδιο του pipeline και τα συνδέει με τα ερευνητικά ερωτήματα RQ1 έως RQ4. Η αξιολόγηση πραγματοποιήθηκε σε συνθήκες broadcast και ακολουθεί τη σειρά της ροής, ώστε να είναι σαφές πώς η επίδοση κάθε σταδίου επηρεάζει τα επόμενα και τελικά τη χρησιμότητα των παραγόμενων δεικτών.

Στο στάδιο ανίχνευσης με YOLOv8 εξετάζεται αν ο ανιχνευτής εντοπίζει με συνέπεια τους παίκτες σε συνθήκες μετάδοσης, όπου εμφανίζονται συνωστισμός, μερικές αποκρύψεις και μεταβολές κλίμακας. Οι τιμές  $mAP@0.5 = 0,858$  και  $mAP@0.5:0.95 = 0,562$  δείχνουν συνολικά καλή ποιότητα εντοπισμού, ενώ οι τιμές Precision περίπου 0,896 και Recall περίπου 0,768 υποδηλώνουν ότι οι περισσότερες ανιχνεύσεις είναι σωστές, αλλά σε δύσκολες σκηνές χάνεται ένα ποσοστό παικτών. Το αποτέλεσμα αυτό είναι κρίσιμο, επειδή η ανίχνευση αποτελεί την είσοδο της παρακολούθησης και επηρεάζει άμεσα τη συνέχεια των τροχιών.

Στο στάδιο παρακολούθησης με DeepSORT αξιολογείται αν οι ανιχνεύσεις μπορούν να συνδεθούν στον χρόνο, ώστε να παραχθούν συνεκτικές τροχιές με σταθερές ταυτότητες. Η συνολική επίδοση με  $MOTA = 0,71$  και  $IDF1 = 0,74$ , μαζί με Recall 0,72 και Precision πρακτικά ίση με 1,00, δείχνει ότι το σύστημα λειτουργεί σε καθαρό και συντηρητικό καθεστώς, με ελάχιστες ψευδώς θετικές τροχιές και κύριες απώλειες από μη ανιχνεύσεις και αλλαγές ταυτότητας σε σκηνές υψηλής πυκνότητας. Οι τροχιές είναι σε μεγάλο βαθμό κατάλληλες για τον επόμενο υπολογισμό κινηματικών μεγεθών, με την επιφύλαξη ότι τα ID switches μπορούν να προκαλέσουν τοπικές ασυνέχειες.

Παράλληλα, εφαρμόζεται ομογραφία ώστε οι θέσεις να χαρτογραφούνται σε τυποποιημένη κάτοψη γηπέδου και να εκφράζονται σε μέτρα. Με αυτόν τον τρόπο, ταχύτητες και αποστάσεις αποκτούν φυσικό και συγκρίσιμο νόημα μεταξύ κλιπ. Η αξιοπιστία της προβολής στηρίζεται τόσο σε οπτικό έλεγχο ευθυγράμμισης γραμμών όσο και σε ελέγχους συνέπειας των παραγόμενων τροχιών και ταχυτήτων. Η ποιότητα της ομογραφίας επηρεάζεται κυρίως από την επιλογή σημείων αναφοράς και από μεταβολές πλάνου, όπως αλλαγές ζουμ ή γωνίας λήψης.

Στο στάδιο αναγνώρισης ενεργειών εξετάζεται αν οι ενέργειες μπορούν να ταξινομηθούν ανά κλιπ με ερμηνεύσιμο τρόπο. Η προσέγγιση βασίζεται σε χαρακτηριστικά που προκύπτουν από τις ανιχνεύσεις και τις τροχιές και αξιολογεί συγκριτικά κλασικά μοντέλα μηχανικής μάθησης. Το καλύτερο αποτέλεσμα προκύπτει με Random Forest, με Accuracy = 0,805 και macro F1 = 0,745, ενώ πολύ κοντά ακολουθεί το Gradient Boosting με Accuracy = 0,805 και macro F1 = 0,743. Το Extra Trees παραμένει ανταγωνιστικό με macro F1 = 0,719, ενώ τα XGBoost, Logistic Regression και Gaussian Naive Bayes λειτουργούν ως χρήσιμες γραμμές βάσης με χαμηλότερη συνολική επίδοση. Η χρήση macro F1 είναι ιδιαίτερα σημαντική λόγω ανισοροπίας κλάσεων, καθώς αποτυπώνει πιο δίκαια την επίδοση ανά κατηγορία.

Πίνακας 6.10 – Σύγκριση με Σχετικές Μελέτες

Μελέτη	Ανίχνευση	Παρακολούθηση	Χαρτογράφηση Γηπέδου	Αναγνώριση Ενεργειών	Γιατί δεν συγκρίνεται απευθείας
Παρούσα Διπλωματική	mAP@0.5 = 0,858, mAP@0.5:0.95 = 0,562.	MOTA = 0,71, IDF1 = 0,74.	Ομογραφία σε γήπεδο 40×20 m, μετρικές σε μέτρα.	Πίνακας 6.8	Broadcast βίντεο, ολοκληρωμένο pipeline.
Ivašić Kos & Pobar (2019)	Δεν αναφέρουν mAP· αξιολογούν με precision, recall και F1 (IoU>0.5).	Δεν είναι κεντρικός στόχος το multi player tracking με MOT μετρικές.	Δεν αποτελεί βασικό αντικείμενο της μελέτης.	Κύριο task: εντοπισμός του παίκτη που εκτελεί την ενέργεια.	Λήψεις προπόνησης (σταθερή GoPro) με στόχο τον “leading player”.
Host et al. (2023)	Συζητούν για YOLO και Mask R-CNN σε handball δεδομένα.	Δίνουν έμφαση σε IDF1 και ID switches και δεν χρησιμοποιούν MOTA/MOTP στο tracking.	Η χαρτογράφηση αναφέρεται, αλλά δεν στοχεύει σε μετρικές σε πραγματικές μονάδες.	Χρησιμοποιούν I3D για αναγνώριση ενεργειών (UNIRI-HBD v2).	Tracking σε βίντεο προπόνησης (60 fps), με χειροκίνητες διορθώσεις στο ground truth και αξιολόγηση μόνο με IDF1 και ID switches.

### 6.6.3 Σύγκριση στο Στάδιο Ανίχνευσης

Στο στάδιο της ανίχνευσης, η απόδοση που προκύπτει με YOLOv8 είναι υψηλή με βάση τους δείκτες mAP που χρησιμοποιούνται στο πείραμα και παρέχει αξιόπιστη είσοδο για τα επόμενα στάδια του pipeline. Η ανίχνευση επηρεάζει άμεσα το tracking, επειδή τα bounding boxes αποτελούν την είσοδο του tracker. Όταν εμφανίζονται χαμένες ανιχνεύσεις ή αστάθεια στα πλαίσια, αυξάνεται η πιθανότητα διακοπής τροχιάς ή λανθασμένης αντιστοίχισης ταυτότητας.

Οι παρατηρήσεις αυτές είναι συνεπείς με τη σχετική βιβλιογραφία στη χειροσφαίριση. Οι εργασίες των Ivašić-Kos, Robar και συνεργατών αναδεικνύουν ότι οι σκληρές handball παρουσιάζουν αυξημένη δυσκολία λόγω επικαλύψεων, παρόμοιας εμφάνισης παικτών και συχνών μεταβολών στη διάταξη της φάσης. Στο πλαίσιο αυτό, η ποιότητα της ανίχνευσης δεν αποτελεί μόνο αυτόνομο στόχο, αλλά κρίσιμο παράγοντα για τη σταθερότητα της παρακολούθησης και, κατ' επέκταση, για την ποιότητα των τροχιών που χρησιμοποιούνται σε αναγνώριση ενεργειών και κινηματικούς δείκτες. Το συμπέρασμα αυτό ευθυγραμμίζεται με τα ευρήματα της παρούσας εργασίας, όπου τα σφάλματα ανίχνευσης εμφανίζονται ως βασικός μηχανισμός απώλειας τροχιών και αύξησης identity switches σε φάσεις υψηλής πυκνότητας.

Παράλληλα, σε πιο πρόσφατες handball προσεγγίσεις για ανάλυση κίνησης και δραστηριοτήτων σε μη ελεγχόμενες συνθήκες, οι detectors χρησιμοποιούνται επίσης ως κρίσιμο πρώτο στάδιο σε ευρύτερες ροές ανάλυσης. Η άμεση αριθμητική σύγκριση σε mAP δεν είναι πάντοτε εφικτή, επειδή διαφέρουν τα datasets, οι πολιτικές σχολιασμού, οι κλάσεις και τα πρωτόκολλα αξιολόγησης. Ωστόσο, το κοινό συμπέρασμα είναι ότι οι αποκρύψεις, η θόλωση κίνησης και οι μεταβολές λήψης αποτελούν βασικούς περιορισμούς της ανίχνευσης και επηρεάζουν αλυσιδωτά τα επόμενα στάδια.

Σε σχέση με τη συμβολή της παρούσας εργασίας, η ανίχνευση δεν αξιολογείται απομονωμένα αλλά ως μέρος αρθρωτού monocular pipeline, όπου η επίδρασή της μπορεί να εντοπιστεί στα downstream αποτελέσματα, δηλαδή στην ποιότητα tracking, στη σταθερότητα των προβλεπόμενων τροχιών και στην απόδοση της ταξινόμησης ενεργειών. Αυτό επιτρέπει πιο ουσιαστική ερμηνεία της επίδοσης σε σχέση με μελέτες που εξετάζουν κυρίως ένα μεμονωμένο στάδιο.

#### 6.6.4 Σύγκριση στο Στάδιο Παρακολούθησης

Στο στάδιο της παρακολούθησης, η παρούσα εργασία επιτυγχάνει συνολική επίδοση  $MOTA = 0.71$  και  $IDF1 = 0.74$ , με  $Recall = 0.72$  και πολύ υψηλή  $precision$ , ενώ καταγράφονται και  $identity\ switches$  ανά κλιπ για πιο λεπτομερή ερμηνεία της συμπεριφοράς του συστήματος. Οι αλλαγές ταυτότητας είναι αναμενόμενες σε handball broadcast δεδομένα, ιδιαίτερα όταν εμφανίζονται επικαλύψεις, περιορισμένη ορατότητα και πολλοί παίκτες σε μικρή απόσταση.

Η συμπεριφορά αυτή είναι συμβατή με τη βιβλιογραφία στη χειροσφαίριση, όπου αναδεικνύεται ότι η σταθερότητα ταυτότητας αποτελεί κεντρικό πρόβλημα σε σκηνές υψηλής πυκνότητας και έντονης αλληλεπίδρασης. Οι εργασίες των Ivašić-Kos, Robar και συνεργατών επισημαίνουν αντίστοιχες δυσκολίες, όπως αποκρύψεις, παρόμοια εμφάνιση παικτών και απαιτητικές μεταβάσεις στο πλάνο, που αυξάνουν την πιθανότητα σφαλμάτων αντιστοίχισης. Επομένως, σε επίπεδο συμπεριφοράς του προβλήματος, τα ευρήματα της παρούσας εργασίας συγκλίνουν ουσιαστικά με τη βιβλιογραφία, ακόμη και όταν δεν υπάρχει πλήρως άμεση αριθμητική αντιστοίχιση μετρικών.

Παράλληλα, σε πιο πρόσφατες handball προσεγγίσεις όπου το tracking ενσωματώνεται σε ευρύτερες ροές ανάλυσης δραστηριοτήτων, χρησιμοποιούνται επίσης trackers όπως DeepSORT και BoT-SORT. Σε αυτές τις περιπτώσεις, το tracking λειτουργεί ως κρίσιμο ενδιάμεσο στάδιο, αλλά στην παρούσα εργασία έχει επιπλέον βαρύτητα, επειδή οι τροχιές τροφοδοτούν όχι μόνο downstream αναγνώριση ενεργειών, αλλά και χωρική προβολή σε μετρικές συντεταγμένες και υπολογισμό κινηματικών μεγεθών. Για τον λόγο αυτό, ένα σφάλμα παρακολούθησης δεν επηρεάζει μόνο την ποιότητα του tracking, αλλά μπορεί να μεταφερθεί ως ασυνέχεια στην κάτοψη, ως ακραία ταχύτητα ή ως θόρυβος στα χαρακτηριστικά που χρησιμοποιούνται στην ταξινόμηση.

Η βασική διαφοροποίηση της παρούσας εργασίας σε σχέση με τη βιβλιογραφία είναι ότι η αξιολόγηση της παρακολούθησης εντάσσεται ρητά σε end-to-end monocular pipeline με ενδιάμεσους ελέγχους αξιοπιστίας. Αυτό επιτρέπει να συνδεθούν οι μετρικές  $MOTA$  και  $IDF1$  όχι μόνο με την ποιότητα της αντιστοίχισης, αλλά και με την πρακτική καταλληλότητα των τροχιών για ομογραφία, κινηματικά μεγέθη και ερμηνεύσιμη αναγνώριση ενεργειών.

### 6.6.5 Σύγκριση στη Χωρική Χαρτογράφηση και στις Μετρικές (σε Μέτρα)

Η παρούσα εργασία δίνει ιδιαίτερη έμφαση στη χωρική χαρτογράφηση σε τυποποιημένο γήπεδο μέσω ομογραφίας, ώστε οι τροχιές να εκφράζονται σε μέτρα και να υπολογίζονται μετρικές όπως ταχύτητα, επιτάχυνση και συνολική απόσταση σε φυσικές μονάδες. Το στοιχείο αυτό αποτελεί κεντρικό μέρος της μεθοδολογίας, επειδή επιτρέπει οι κινήσεις να ερμηνεύονται ανεξάρτητα από την κλίμακα του πλάνου και να συγκρίνονται μεταξύ διαφορετικών κλιπ.

Οι handball δημοσιεύσεις που χρησιμοποιούνται ως σημεία αναφοράς αναγνωρίζουν τις δυσκολίες των σκηνών, όπως αποκρύψεις, πυκνότητα παικτών και μεταβολές λήψης, και συμβάλλουν κυρίως σε ζητήματα ανίχνευσης, tracking, δημιουργίας δεδομένων και αναγνώρισης ενεργειών. Ωστόσο, η αναπαράσταση σε τυποποιημένη κάτοψη με έμφαση σε court referenced τροχιές και σε συστηματική παραγωγή μετρικών σε μέτρα δεν εμφανίζεται ως κεντρικό παραδοτέο με τον ίδιο τρόπο όπως στην παρούσα εργασία.

Η διαφοροποίηση αυτή είναι ουσιαστική, επειδή συνδέεται άμεσα με τη χρησιμότητα του συστήματος για ανάλυση απόδοσης και προπονητική ερμηνεία. Η έκφραση της κίνησης σε φυσικές μονάδες επιτρέπει πιο σαφή ανάγνωση ταχυτήτων και αποστάσεων, καθώς και πιο αξιόπιστη σύγκριση μεταξύ φάσεων ή αγώνων, υπό την προϋπόθεση ότι η ομογραφία ελέγχεται συστηματικά ως προς την ευθυγράμμιση και τη συνέπεια των παραγόμενων τροχιών.

Παράλληλα, η παρούσα εργασία αναδεικνύει και έναν πρακτικό περιορισμό που συχνά υποτιμάται σε πιο γενικές περιγραφές ροών ανάλυσης, δηλαδή την ευαισθησία των μετρικών σε μέτρα τόσο στην ποιότητα της ομογραφίας όσο και στη χρονική δειγματοληψία. Με τον τρόπο αυτό, η χωρική χαρτογράφηση δεν αντιμετωπίζεται μόνο ως βήμα οπτικοποίησης, αλλά ως κρίσιμος μετασχηματισμός που καθορίζει την εγκυρότητα των downstream κινηματικών δεικτών.

### 6.6.6 Σύγκριση στην Αναγνώριση Ενεργειών

Η αναγνώριση ενεργειών στην παρούσα εργασία βασίζεται σε ερμηνεύσιμα χαρακτηριστικά που προκύπτουν από ανιχνεύσεις και τροχιές, και αξιολογείται με κλασικά μοντέλα μηχανικής μάθησης. Το καλύτερο αποτέλεσμα επιτυγχάνεται με Random Forest (Accuracy = 0.805, macro F1 = 0.745), ενώ πολύ κοντά ακολουθεί το Gradient Boosting (Accuracy = 0.805, macro F1 = 0.743). Το Extra Trees παραμένει ανταγωνιστικό με macro F1 = 0.719, ενώ τα υπόλοιπα μοντέλα λειτουργούν ως συγκριτικές γραμμές βάσης με χαμηλότερη επίδοση.

Σε σχετικές handball εργασίες αναγνώρισης ενεργειών που χρησιμοποιούν μοντέλα βαθιάς μάθησης σε βίντεο, αναφέρονται επιδόσεις μέσου F1 περίπου 0.69 για ensemble προσέγγιση και περίπου 0.75 για πολυταξική ταξινόμηση σε εννέα κατηγορίες. Η σύγκριση αυτή πρέπει να ερμηνεύεται με προσοχή, επειδή δεν υπάρχει πλήρης αντιστοιχία ως προς το σύνολο δεδομένων, τον αριθμό και τον ορισμό των κλάσεων, τη μορφή εισόδου και το πρωτόκολλο αξιολόγησης. Επομένως, δεν πρόκειται για άμεση σύγκριση τύπου benchmark, αλλά για σύγκριση τάξης μεγέθους και σχεδιαστικής φιλοσοφίας.

Παρά τους παραπάνω περιορισμούς, η επίδοση της παρούσας προσέγγισης βρίσκεται στην ίδια τάξη μεγέθους με πιο σύνθετες video based μεθόδους, κάτι ιδιαίτερα σημαντικό δεδομένου ότι εδώ δίνεται έμφαση στην ερμηνευσιμότητα, στη διαφάνεια των ενδιάμεσων σταδίων και στη χρήση χαρακτηριστικών με σαφή φυσική ή γεωμετρική σημασία. Αυτό σημαίνει ότι η προτεινόμενη λύση μπορεί να λειτουργήσει ως ισχυρή και αναπαραγώγιμη γραμμή βάσης, ειδικά όταν τα διαθέσιμα δεδομένα είναι περιορισμένα ή όταν προέχει η δυνατότητα ερμηνείας των αποφάσεων.

Επιπλέον, τα αποτελέσματα δείχνουν ότι σημαντικό μέρος του διαχωριστικού σήματος μπορεί να εξαχθεί ήδη από τα στάδια ανίχνευσης και παρακολούθησης, χωρίς να απαιτείται κατ' ανάγκη βαρύ spatiotemporal μοντέλο. Ταυτόχρονα, οι συγχύσεις μεταξύ κατηγοριών όπως shot και jumpshot ή dribbling και passing υποδεικνύουν τα όρια της παρούσας αναπαράστασης και αιτιολογούν τη μελλοντική ενσωμάτωση πρόσθετων χρονικών ή ball related γνωρισμάτων.

### 6.6.7 Συνολική Τοποθέτηση

Συνολικά, τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η παρούσα εργασία είναι συνεπής με τη βιβλιογραφία ως προς τις βασικές δυσκολίες της χειροσφαίρισης σε broadcast συνθήκες, ιδιαίτερα σε ό,τι αφορά τις επικαλύψεις, τις αποκρύψεις, τις μεταβολές κλίμακας και τη σταθερότητα ταυτοτήτων στην παρακολούθηση. Τα ευρήματα στα στάδια ανίχνευσης και tracking επιβεβαιώνουν ότι οι περιορισμοί αυτοί παραμένουν καθοριστικοί και επηρεάζουν αλυσιδωτά την ποιότητα των τροχιών και των downstream μετρικών.

Ταυτόχρονα, η παρούσα εργασία διαφοροποιείται ουσιαστικά ως προς τη δομή και τον στόχο της. Συγκεκριμένα, οργανώνει την ανάλυση ως αρθρωτό μονοκάμερο pipeline με ρητές ενδιάμεσες αναπαραστάσεις, ώστε να παράγει court referenced τροχιές και μετρικές σε μέτρα και να υποστηρίζει ερμηνεύσιμη αναγνώριση ενεργειών με χαρακτηριστικά που προκύπτουν από ανιχνεύσεις και τροχιές. Η επιλογή αυτή ενισχύει τη διαφάνεια, τη δυνατότητα ελέγχου σφαλμάτων ανά στάδιο και την πρακτική αξιοποίηση των αποτελεσμάτων σε πλαίσιο ανάλυσης απόδοσης.

Επιπλέον, η εργασία δεν περιορίζεται σε απομονωμένη αξιολόγηση επιμέρους μοντέλων, αλλά εξετάζει συστηματικά πώς η επίδοση κάθε σταδίου επηρεάζει τα επόμενα. Με αυτόν τον τρόπο, η συνεισφορά της δεν αφορά μόνο τις επιμέρους μετρικές, αλλά και τη συνολική τεκμηρίωση μιας αναπαραγωγίμης ροής που μπορεί να λειτουργήσει ως σταθερή βάση για μελλοντικές βελτιώσεις, όπως καλύτερο tracking υπό αποκρύψεις, πιο ανθεκτική ομογραφία και εμπλουτισμό της αναγνώρισης ενεργειών με επιπλέον χρονικά ή ball related σήματα.

## Κεφάλαιο 7

### Περιορισμοί, Εγκυρότητα και Ασφαλής Χρήση Αποτελεσμάτων

Το κεφάλαιο αυτό καθορίζει με σαφήνεια τι μπορεί να υποστηρίξει το προτεινόμενο πλαίσιο και ποια είναι τα όριά του. Στόχος είναι ο αναγνώστης να γνωρίζει το εύρος αξιοπιστίας των μετρήσεων και τους κανόνες με τους οποίους πρέπει να ερμηνεύει τα ευρήματα, χωρίς τεχνικές υπερβολές. Η παρουσίαση οργανώνεται σε περιορισμούς δεδομένων, περιορισμούς μεθόδων, ζητήματα εξωτερικής εγκυρότητας και περιορισμούς της σύγκρισης με τη βιβλιογραφία, ώστε η χρήση των αποτελεσμάτων να γίνεται με επίγνωση των προϋποθέσεων.

#### 7.1 Περιορισμοί Δεδομένων

Το υλικό προέρχεται από μία κάμερα σε εσωτερικό γήπεδο και αυτό επιβάλλει συγκεκριμένους περιορισμούς. Η υψηλή πυκνότητα παικτών, οι γρήγορες μεταβάσεις και οι μεταβολές φωτισμού δημιουργούν σκηνές με μερική ή πλήρη απόκρυψη σωμάτων. Σε τέτοιες στιγμές μπορεί να λείπουν ανιχνεύσεις ή τα πλαίσια οριοθέτησης να μην προσεγγίζουν με ακρίβεια το περίγραμμα του παίκτη. Κατά συνέπεια, σφάλματα του ανιχνευτή μεταφέρονται στην παρακολούθηση, επηρεάζουν τη συνοχή των τροχιών και τελικά διαχέονται στις μετρήσεις που προβάλλονται στην κάτοψη.

Επιπλέον, οι κατηγορίες ενεργειών δεν είναι ισομερώς κατανομημένες. Ορισμένες εμφανίζονται συχνά, ενώ άλλες διαθέτουν περιορισμένο αριθμό παραδειγμάτων. Ως εκ τούτου, τα συμπεράσματα ανά κατηγορία πρέπει να διαβάζονται με προσοχή όταν ο όγκος δεδομένων είναι μικρός, διότι η αβεβαιότητα αυξάνεται και οι διαφορές στις μετρικές ενδέχεται να μην είναι στατιστικά σταθερές. Σε πρακτικό επίπεδο, αυτό σημαίνει ότι η συνολική εικόνα του συστήματος μπορεί να είναι καλή, αλλά οι σπάνιες κατηγορίες να παραμένουν δυσκολότερες και να απαιτούν ενίσχυση δεδομένων ή προσεκτικότερη ερμηνεία.

Τέλος, η ποιότητα του βίντεο και ο βαθμός συμπίεσης επηρεάζουν λεπτές οπτικές λεπτομέρειες, όπως άκρα σώματος ή μικρές κινήσεις κοντά στη μπάλα. Σε φάσεις με

θόλωση κίνησης ή έντονο ζουμ, η απώλεια λεπτομέρειας μπορεί να αυξήσει τόσο τα ψευδώς αρνητικά στην ανίχνευση όσο και τις ασυνέχειες στην παρακολούθηση, με αντίστοιχη επίδραση στις ταχύτητες και στις αποστάσεις που υπολογίζονται.

## 7.2 Περιορισμοί Μεθόδων

Η παρακολούθηση στηρίζεται στο tracking-by-detection. Αν λείπουν ανιχνεύσεις σε κάποια καρέ, το ίχνος ενός παίκτη μπορεί να διακοπεί ή να αλλάξει προσωρινά ταυτότητα. Αυτό είναι ιδιαίτερα πιθανό σε επαφές σώμα με σώμα, σε διασταυρώσεις πορειών και σε στιγμές όπου πολλοί παίκτες συγκλίνουν στην ίδια περιοχή. Επιπλέον, οι περιγραφές εμφάνισης επηρεάζονται από θόλωση κίνησης και από στολές με παρόμοια χρώματα, ειδικά όταν η κάμερα απομακρύνεται και οι στόχοι μικραίνουν.

Η χωρική τυποποίηση βασίζεται σε ομογραφία και συνεπώς προϋποθέτει επαρκώς αξιόπιστα σημεία αναφοράς στο γήπεδο. Αν τα σημεία δεν έχουν καλή χωρική διασπορά ή αν αλλάξει ουσιαστικά η γωνία λήψης ή το ζουμ χωρίς επανεκτίμηση, το σφάλμα προβολής μεταφέρεται απευθείας σε αποστάσεις και ταχύτητες σε μέτρα. Παράλληλα, η επιλογή του κάτω μέσου του bounding box ως σημείο θέσης μειώνει την επίδραση της προοπτικής, αλλά δεν την εξαφανίζει. Σε έντονες κλίσεις κάμερας ή όταν ο παίκτης είναι μερικώς ορατός, το σημείο αυτό μπορεί να αποκλίνει από την πραγματική θέση στο έδαφος.

Επιπλέον, οι κινηματικοί δείκτες επηρεάζονται από τη χρονική δειγματοληψία. Όπως έδειξε η μελέτη ευαισθησίας, η αραίωση καρέ οδηγεί σε συστηματική υποεκτίμηση ταχύτητας και απόστασης, επειδή μειώνεται η χρονική ανάλυση και χάνονται ενδιάμεσες καμπυλώσεις της κίνησης. Για τον λόγο αυτό, η σύγκριση κινηματικών μεγεθών μεταξύ πειραμάτων είναι έγκυρη μόνο όταν διατηρείται κοινό frame step και κοινό πρωτόκολλο υπολογισμού.

Με βάση τα παραπάνω, η σταθερότητα βελτιώνεται όταν διατηρείται σταθερό κατώφλι εμπιστοσύνης στον ανιχνευτή, όταν αποφεύγονται επιθετικές ρυθμίσεις στον ιχνηλάτη που τερματίζουν γρήγορα τα ίχνη και όταν εφαρμόζονται απλοί έλεγχοι ποιότητας πριν από μαζική επεξεργασία. Τέτοιοι έλεγχοι είναι η επισήμανση μη ρεαλιστικών αλμάτων ταχύτητας, ο έλεγχος τροχιών εκτός ορίων γηπέδου και ο γρήγορος οπτικός έλεγχος ευθυγράμμισης της κάτοψης σε αντιπροσωπευτικά καρέ. Με αυτόν τον τρόπο περιορίζονται

οι ασυνέχειες τροχιών, οι αλλαγές ταυτότητας και η μεταφορά σφάλματος στις τελικές μετρήσεις.

### 7.3 Εξωτερική Εγκυρότητα

Τα αποτελέσματα αντανακλούν συγκεκριμένη γωνία λήψης, ύψος κάμερας και ποιότητα φωτισμού του συνόλου δεδομένων. Αν αλλάξει ο χώρος, το χρώμα του δαπέδου, η ένταση ή η κατεύθυνση του φωτισμού, ή η αντίθεση των γραμμών του γηπέδου, μπορεί να απαιτηθεί νέα βαθμονόμηση και ενδεχομένως προσαρμογή στο λειτουργικό κατάφλι του ανιχνευτή. Η μεταφερσιμότητα της ροής βελτιώνεται όταν διατηρούνται σταθερά ο ρυθμός καρέ και η ανάλυση και όταν προηγείται σύντομος οπτικός έλεγχος ώστε οι γραμμές της κάτοψης να ευθυγραμμίζονται σωστά στο καρέ.

Για εφαρμογές σε νέο γήπεδο ή νέα κάμερα, συνιστάται πιλοτική διαδικασία με λίγα αντιπροσωπευτικά κλιπ. Σε αυτά ελέγχεται η ομογραφία, επιβεβαιώνεται ότι οι μετρήσεις σε μέτρα είναι εύλογες και εντοπίζονται σενάρια όπου η κάμερα πραγματοποιεί συχνές αλλαγές ζουμ ή ασυνήθιστες γωνίες. Μόνο αφού επιβεβαιωθεί η χωρική συνέπεια, είναι ασφαλές να εξαχθούν δείκτες σε μεγαλύτερη κλίμακα και να χρησιμοποιηθούν για συγκρίσεις μεταξύ αγώνων.

Τέλος, οι μετρικοί δείκτες που προκύπτουν από τροχιές έχουν νόημα όταν η ακολουθία παρακολούθησης είναι επαρκώς συνεκτική. Όπου εντοπίζονται πολλά σπασίματα ή συστηματικά outliers σε ταχύτητα, τα συμπεράσματα πρέπει να περιορίζονται σε ποιοτική ερμηνεία ή να συνοδεύονται από σαφή ένδειξη αβεβαιότητας. Αντίστοιχα, οι συγκρίσεις μεταξύ ομάδων ή αγώνων πρέπει να γίνονται μόνο όταν έχει τηρηθεί κοινό πρωτόκολλο προεπεξεργασίας, δειγματοληψίας και χωρικής βαθμονόμησης.

## 7.4 Συζήτηση και Περιορισμοί Σύγκρισης με τη Βιβλιογραφία

Στην Ενότητα 6.6 παρουσιάστηκε η σύγκριση των αποτελεσμάτων με τη σχετική βιβλιογραφία. Στην παρούσα ενότητα διευκρινίζονται οι λόγοι για τους οποίους η σύγκριση δεν είναι πλήρως ισοδύναμη σε όλους τους δείκτες και εξηγούνται τα βασικά όρια ερμηνείας της.

Η σύγκριση με εργασίες handball analytics, και ιδίως με μελέτες των Ivašić-Kos, Robar και συνεργατών, δεν είναι πλήρως ισοδύναμη σε όλους τους δείκτες, επειδή διαφέρουν τα δεδομένα, ο τρόπος λήψης, οι κλάσεις ενεργειών, οι πολιτικές σχολιασμού και το πρωτόκολλο αξιολόγησης. Για τον λόγο αυτό, τα αποτελέσματα πρέπει να ερμηνεύονται ως σύγκριση σε παρόμοιες συνθήκες και σε επίπεδο συμπεριφοράς του προβλήματος και όχι ως απόλυτη κατάταξη επιδόσεων.

Στο στάδιο της ανίχνευσης, οι χαμένες ανιχνεύσεις σε φάσεις με επικαλύψεις ή μερική ορατότητα επηρεάζουν άμεσα τη συνέχεια των τροχιών. Αυτό, στη συνέχεια, επηρεάζει και την ποιότητα της παρακολούθησης. Η βιβλιογραφία περιγράφει ότι η χειροσφαίριση είναι απαιτητικό σενάριο για tracking-by-detection λόγω ομοιότητας παικτών, συχνών επικαλύψεων και γρήγορων μεταβάσεων, άρα το συγκεκριμένο μοτίβο δυσκολιών θεωρείται αναμενόμενο.

Στο στάδιο της παρακολούθησης, οι εναλλαγές ταυτότητας εμφανίζονται κυρίως σε σκηνές με υψηλή πυκνότητα παικτών, επαφή και περιορισμένη ορατότητα, καθώς και σε περιπτώσεις αλλαγών κλίμακας λόγω ζουμ. Επειδή το tracking χρησιμοποιείται ως είσοδος για τη χαρτογράφηση σε μέτρα και για την εξαγωγή χαρακτηριστικών, τέτοια σφάλματα δεν επηρεάζουν μόνο την παρακολούθηση, αλλά μπορούν να μεταφερθούν και στις κινηματικές μετρικές και στην αναγνώριση ενεργειών.

Στη χωρική χαρτογράφηση μέσω ομογραφίας, οι μετρικές σε μέτρα έχουν μεγαλύτερη ερμηνευτική αξία, όμως η αξιοπιστία τους εξαρτάται από την ποιότητα των θέσεων που προέρχονται από detection και tracking. Όταν οι τροχιές έχουν θόρυβο ή διακοπές, μπορεί να επηρεαστούν τοπικά οι υπολογισμοί ταχύτητας και απόστασης. Για τον λόγο αυτό, η παρούσα εργασία συνοδεύει τη χρήση ομογραφίας με ελέγχους ευθυγράμμισης και ελέγχους ρεαλιστικότητας των τροχιών, ώστε οι μετρικές να ερμηνεύονται με ασφαλέστερο τρόπο.

Στην αναγνώριση ενεργειών, η χρήση ερμηνεύσιμων χαρακτηριστικών και δένδροειδών μοντέλων διευκολύνει την κατανόηση των προβλέψεων, αλλά η απόδοση εξαρτάται από τη σταθερότητα των τροχιών και από την ανισορροπία των κατηγοριών. Όταν οι τροχιές είναι πιο συνεπείς, τα χαρακτηριστικά είναι πιο αξιόπιστα και η ταξινόμηση λειτουργεί καλύτερα. Αντίθετα, σφάλματα upstream σταδίων ή χαμηλή υποστήριξη σπάνιων κλάσεων αυξάνουν τις συγχύσεις και μειώνουν κυρίως τη macro απόδοση.

Συνολικά, τα αποτελέσματα είναι συμβατά με τις δυσκολίες που περιγράφει η βιβλιογραφία για broadcast handball δεδομένα. Η βασική διαφοροποίηση της παρούσας εργασίας είναι ότι οργανώνει τη ροή ώστε να παράγει court referenced τροχιές και μετρικές σε μέτρα, οι οποίες μπορούν να αξιοποιηθούν άμεσα σε ανάλυση απόδοσης, ενώ παράλληλα διατηρεί ερμηνεύσιμη αναγνώριση ενεργειών και ρητούς ελέγχους αξιοπιστίας σε κάθε στάδιο.

## Κεφάλαιο 8

### Συμπεράσματα και Μελλοντική Εργασία

Το κεφάλαιο αυτό συνοψίζει τα βασικά παραγόμενα της εργασίας και εξηγεί τη χρησιμότητά τους για αναλυτή και προπονητή. Η προτεινόμενη προσέγγιση βασίζεται σε υλικό μετάδοσης μίας κάμερας, αξιοποιεί τεχνικές υπολογιστικής όρασης και βαθιάς μάθησης και αποδίδει δείκτες και οπτικές αναπαραστάσεις σε μορφή άμεσα αξιοποιήσιμη στην αγωνιστική και προπονητική ανάλυση.

#### 8.1 Κύριες Συνεισφορές

Υλοποιείται πλήρης και συνεκτική ροή επεξεργασίας για μονοκάμερο βίντεο χειροσφαίρισης, η οποία ξεκινά από ανίχνευση παικτών με YOLOv8, συνεχίζει με παρακολούθηση μέσω DeepSORT και ολοκληρώνεται με προβολή των θέσεων στην κάτοψη μέσω ομογραφίας. Με τη ροή αυτή, οι ανιχνεύσεις μετατρέπονται σε τροχιές εντός κλιπ και στη συνέχεια σε χωρικά τυποποιημένες θέσεις σε μέτρα.

Πρώτη βασική συνεισφορά είναι η end-to-end μετατροπή ακατέργαστου βίντεο μετάδοσης σε δομημένα αποτελέσματα, δηλαδή τροχιές, κινηματικά μεγέθη και οπτικές συνοψίσεις, με ενιαίες συμβάσεις εισόδου και εξόδου, ώστε να είναι δυνατή η συστηματική αξιολόγηση και η επανάληψη των πειραμάτων. Το λειτουργικό κατώφλι εμπιστοσύνης του ανιχνευτή ορίζεται μία φορά στο σύνολο επικύρωσης από τη βελτιστοποίηση του F1 και παραμένει αμετάβλητο σε όλες τις εκτελέσεις, ώστε οι συγκρίσεις να βασίζονται σε σταθερούς κανόνες.

Δεύτερη συνεισφορά είναι η χωρική βαθμονόμηση σε πραγματικές μονάδες. Η τυποποίηση στο κοινό σύστημα συντεταγμένων της κάτοψης  $40 \times 20$  m επιτρέπει οι μετρήσεις να εκφράζονται σε μέτρα και m/s και να είναι συγκρίσιμες μεταξύ κλιπ, ανεξάρτητα από την κλίμακα των pixels, τη γωνία λήψης ή το ζουμ, στον βαθμό που η ομογραφία παραμένει έγκυρη και ελέγχεται συστηματικά.

Τρίτη συνεισφορά είναι η ερμηνεύσιμη ταξινόμηση ενεργειών. Η αναγνώριση βασίζεται σε χαρακτηριστικά που παράγονται από τις ανιχνεύσεις και τις τροχιές και υλοποιείται με κλασικά μοντέλα μηχανικής μάθησης, με καλύτερη συνολική επίδοση από το Random Forest και πολύ κοντινή επίδοση από το Gradient Boosting. Η επιλογή αυτή επιτρέπει ανάλυση σημαντικότητας χαρακτηριστικών και τεκμηρίωση των παραγόντων που επηρεάζουν τις αποφάσεις, ιδιαίτερα υπό συνθήκες ανισορροπίας κλάσεων.

Τέταρτη συνεισφορά είναι η αξιολόγηση σε ρεαλιστικές συνθήκες μετάδοσης, με ελέγχους που καλύπτουν όχι μόνο τις μετρικές ανίχνευσης και παρακολούθησης, αλλά και τη σταθερότητα των κινηματικών σημάτων και τη λειτουργική αξιοπιστία της χωρικής προβολής. Οι μελέτες ablation δείχνουν πώς η αραίωση καρτέ, η επιλογή κατωφλίου και η εξομάλυνση επηρεάζουν τις μετρικές και τις τελικές εκτιμήσεις σε μέτρα, ώστε τα συμπεράσματα να είναι σαφή και αναπαραγώγιμα.

## **8.2 Πρακτική Αξία για Αναλυτή και Προπονητή**

Η προτεινόμενη ροή μετατρέπει βίντεο μονοκάμερης μετάδοσης σε χωρικά τυποποιημένες απεικονίσεις και δείκτες έντασης, οι οποίοι ..μπορούν να ενσωματωθούν σε πρακτικές διαδικασίες ανάλυσης. Πριν από τον αγώνα, οι τροχιές στην κάτοψη και οι θερμικοί χάρτες παρουσίας ανά ζώνη επιτρέπουν την αποτύπωση πλάτους, βάθους και προτιμώμενων περιοχών δράσης, διευκολύνοντας την προετοιμασία απέναντι σε συγκεκριμένα μοτίβα του αντιπάλου.

Κατά την ανάλυση έντασης, οι χρονοσειρές ταχύτητας και απόστασης προσφέρουν ποσοτική εκτίμηση της κινητικής επιβάρυνσης χωρίς χρήση φορετών αισθητήρων, υπό την προϋπόθεση ότι τηρούνται οι κανόνες χωρικής βαθμονόμησης, χρονικής δειγματοληψίας και οι βασικοί έλεγχοι ποιότητας. Με αυτόν τον τρόπο, ο σχεδιασμός προπόνησης μπορεί να στηρίζεται σε μετρήσεις που προέρχονται από πραγματικές φάσεις αγώνα.

Μετά τον αγώνα, η παραγωγή συνοπτικής αναφοράς με τροχιές, θερμικοί χάρτες (heatmaps) και βασικά κινηματικά μεγέθη ανά χρονική ενότητα επιτρέπει σύγκριση με προηγούμενες εμφανίσεις, επειδή οι δείκτες εκφράζονται σε φυσικές μονάδες. Για ασφαλή ερμηνεία, συνιστάται κάθε δείκτης να συνοδεύεται από ενδεικτικό απόσπασμα βίντεο και να

προηγείται σύντομος οπτικός έλεγχος ευθυγράμμισης της ομογραφίας, ειδικά σε περιπτώσεις μεταβολής ζουμ ή γωνίας λήψης.

### 8.3 Μελλοντικές Προοπτικές

Καταρχάς, βασική κατεύθυνση επέκτασης είναι η ανίχνευση της μπάλας και η εκτίμηση κατοχής. Η προσθήκη ελαφρού ανιχνευτή μπάλας (ball detector), σε συνδυασμό με απλούς κανόνες εγγύτητας και χρονικής επιμονής, μπορεί να αποδώσει λειτουργική εκτίμηση κατοχής ανά ομάδα. Με αυτόν τον τρόπο βελτιώνονται οι χρονογραμμές κατοχής, οι δείκτες ρυθμού και η ερμηνεία επιθετικών και αμυντικών ακολουθιών. Η αξιολόγηση της κατοχής μπορεί να βασιστεί σε χειροκίνητα ελεγμένα τμήματα βίντεο και σε μέτρα συμφωνίας μεταξύ παρατηρητών, ώστε να τεκμηριώνεται η αξιοπιστία.

Στη συνέχεια, σημαντική προοπτική είναι η συστηματική διάθεση των αποτελεσμάτων μέσω πίνακα ελέγχου. Η ανάπτυξη λειτουργικού πίνακα ελέγχου (dashboard) που ενώνει κάτοψη, τροχιές, θερμικούς χάρτες και συνοπτικούς δείκτες μειώνει τον χρόνο ανάλυσης και αυξάνει τη συνεκτικότητα των αναφορών. Κεντρικά στοιχεία ενός τέτοιου εργαλείου είναι η σταθερή χωρική κλίμακα, η δυνατότητα επιλογής κλιπ και φάσεων, καθώς και προεπιλεγμένες ρυθμίσεις εξομάλυνσης και φιλτραρίσματος. Η χρησιμότητα μπορεί να αξιολογηθεί με μελέτες χρόνου ολοκλήρωσης συγκεκριμένων εργασιών και με ερωτηματολόγια αντιληπτής σαφήνειας από τελικούς χρήστες.

Παράλληλα, ωφέλιμη είναι η τυποποίηση της διαδικασίας καταγραφής. Η θέσπιση πρακτικού πρωτοκόλλου λήψης με σταθερό ρυθμό καρτέ, επαρκή ανάλυση και προτεινόμενη πλαισίωση του γηπέδου μειώνει τα σφάλματα της ομογραφίας και σταθεροποιεί τις μετρήσεις σε μέτρα. Η επίδραση της τυποποίησης μπορεί να τεκμηριωθεί με σύγκριση του σφάλματος επαναπροβολής πριν και μετά, καθώς και με ελέγχους ευαισθησίας σε μεταβολές ζουμ ή μικρές μετακινήσεις κάμερας.

Τέλος, ως πιο προχωρημένη κατεύθυνση, μπορεί να διερευνηθεί η προσθήκη απλών χωρικών και χρονικών γνωρισμάτων που ενισχύουν την ερμηνεία τακτικών καταστάσεων. Ενδεικτικά, δείκτες όπως η εγγύτητα στη ζώνη των 9 m, η μεταβολή πυκνότητας παικτών ανά καρτέ ή το ποσοστό καρτέ με υψηλή ταχύτητα μπορούν να ενσωματωθούν σε ερμηνεύσιμους ταξινομητές ή σε κανόνες περιγραφής φάσεων, με στόχο πιο σαφείς και πιο

σταθερές αναφορές. Η αξιολόγηση τέτοιων επεκτάσεων πρέπει να γίνεται με σταθερό πρωτόκολλο και με σαφή διαχωρισμό συνόλων, ώστε τα νέα αποτελέσματα να παραμένουν συγκρίσιμα με τη βασική γραμμή.

## 8.4 Σύνοψη Ερευνητικού Έργου

Συνοψίζοντας, η εργασία δείχνει ότι ακόμη και με μονοκάμερη λήψη και χωρίς επίσημες ταυτότητες παικτών σε ευρεία κλίμακα, είναι δυνατή η παραγωγή συνεπών και συγκρίσιμων δεικτών από βίντεο χειροσφαίρισης. Βασική προϋπόθεση είναι η ενιαία προεπεξεργασία του υλικού, η σταθερή ρύθμιση του ανιχνευτή και του ιχνηλάτη και η τεκμηριωμένη χωρική τυποποίηση μέσω ομογραφίας. Με αυτά τα στοιχεία, οι τροχιές αποδίδονται σε μέτρα και επιτρέπουν υπολογισμό ταχυτήτων, αποστάσεων και απεικονίσεων παρουσίας με σαφείς μονάδες και κοινές συμβάσεις.

Παράλληλα, τα αποτελέσματα αναδεικνύουν ότι η ποιότητα των κινηματικών σημάτων εξαρτάται άμεσα από τη χρονική ανάλυση και από τη συνοχή των τροχιών. Η αραίωση καρέ μειώνει συστηματικά τις εκτιμήσεις ταχύτητας και απόστασης, ακόμη και όταν οι παράμετροι του tracking προσαρμόζονται, επομένως απαιτείται ιδιαίτερη προσοχή όταν το ζητούμενο είναι μετρήσεις έντασης. Αντίστοιχα, η ομογραφία πρέπει να ελέγχεται και να επανεκτιμάται όταν μεταβάλλεται το ζουμ ή η γωνία λήψης, διότι τα σφάλματα μεταφέρονται άμεσα στις μετρήσεις σε μέτρα.

Για λόγους αναπαραγωγιμότητας, ο κώδικας της εργασίας, μαζί με οδηγίες εκτέλεσης και βασικές ρυθμίσεις, είναι διαθέσιμος στο αποθετήριο: <https://github.com/kkats96/Spatio-Temporal-Analysis-of-Handball-Players-using-Deep-Learning>. Η διάθεση του κώδικα επιτρέπει την επανάληψη των πειραμάτων, τον έλεγχο των παραμέτρων και τη σύγκριση εναλλακτικών ρυθμίσεων με κοινό πρωτόκολλο αξιολόγησης.

## Βιβλιογραφία

- [1] A. Bewley, Z. Ge, L. Ott, F. Ramos, and B. Upcroft, “Simple online and realtime tracking,” in *Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing (ICIP)*, Phoenix, AZ, USA, Sep. 2016, pp. 3464–3468, doi: 10.1109/ICIP.2016.7533003.
- [2] N. Wojke, A. Bewley, and D. Paulus, “Simple online and realtime tracking with a deep association metric,” in *Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing (ICIP)*, Beijing, China, Sep. 2017, pp. 3645–3649, doi: 10.1109/ICIP.2017.8296962.
- [3] Ultralytics, “Ultralytics YOLOv8,” 2023. [Online]. Available: <https://github.com/ultralytics/ultralytics>
- [4] K. Bernardin and R. Stiefelhagen, “Evaluating multiple object tracking performance: The CLEAR MOT metrics,” *EURASIP J. Image Video Process.*, vol. 2008, Art. no. 246309, 2008, doi: 10.1155/2008/246309.
- [5] L. Breiman, “Random forests,” *Mach. Learn.*, vol. 45, pp. 5–32, 2001, doi: 10.1023/A:1010933404324.
- [6] M. Ivašić-Kos and M. Pobar, “Handball action dataset, UNIRI-HBD,” *IEEE DataPort*, 2021, doi: 10.21227/0g0a-fe06.
- [7] M. Pobar and M. Ivašić-Kos, “Active player detection in handball scenes based on activity measures,” *Sensors*, vol. 20, no. 5, Art. no. 1475, 2020, doi: 10.3390/s20051475.
- [8] M. Ivašić-Kos and M. Pobar, “Building a labeled dataset for recognition of handball actions using Mask R-CNN and STIPS,” in *Proc. 7th Eur. Workshop Visual Information Processing (EUVIP)*, Marrakesh, Morocco, Nov. 2018, doi: 10.1109/EUVIP.2018.8611642.
- [9] K. Host, M. Pobar, and M. Ivašić-Kos, “Analysis of movement and activities of handball players using deep neural networks,” *J. Imaging*, vol. 9, no. 3, Art. no. 60, 2023, doi: 10.3390/jimaging9040080.

- [10] O. A. Mures, J. Taibo, E. J. Padrón, and J. A. Iglesias-Guitian, “PlayNet: Real-time handball play classification with Kalman embeddings and neural networks,” *Vis. Comput.*, vol. 40, no. 4, pp. 2695–2711, 2024, doi: 10.1007/s00371-023-02972-1.
- [11] R. Sajina and M. Ivašić-Kos, “3D pose estimation and tracking in handball actions using a monocular camera,” *J. Imaging*, vol. 8, no. 11, Art. no. 308, 2022, doi: 10.3390/jimaging8110308.
- [12] K. Host, M. Ivašić-Kos, and M. Pobar, “Action recognition in handball scenes,” in *Lecture Notes in Networks and Systems*, vol. 283, 2022, pp. 645–656, doi: 10.1007/978-3-030-80119-9\_41.
- [13] R. Kawamura and Y. Yamamoto, “Classification of handball shot through image analysis,” in *Proc. Int. Conf. ICT and Knowledge Engineering (ICTKE)*, 2022, doi: 10.1109/ICTKE55848.2022.9983130.
- [14] R. J. Poovaraghan and P. Prabhavathy, “Advanced active player tracking system in handball videos using multi-deep sort algorithm with GAN approach,” *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 15, no. 7, pp. 1191–1202, 2024, doi: 10.14569/IJACSA.2024.01507116.
- [15] M. Bassek, D. Memmert, and R. Rein, “Automatic formation recognition in handball using template matching,” in *Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies*, vol. 209, 2024, pp. 10–17, doi: 10.1007/978-981-97-2898-5\_2.
- [16] S. Nicolosi, A. M. V. Quinto, M. Lipoma, and F. Sgrò, “Situational analysis and tactical decision-making in elite handball players,” *Appl. Sci.*, vol. 13, no. 15, Art. no. 8920, 2023, doi: 10.3390/app13158920.
- [17] I. Lokas, M. Vasilj, S. Skender, V. Vučetić, H. Mihaldinec, and H. Džapo, “Video-based jump height estimation in athletic performance testing,” in *Proc. IEEE Int. Workshop on Sport, Technology and Research (STAR)*, 2023, pp. 39–44, doi: 10.1109/STAR58331.2023.10302669.
- [18] Y. Zhang *et al.*, “ByteTrack: Multi-object tracking by associating every detection box,” in *Proc. Eur. Conf. Comput. Vis. (ECCV)*, 2022, pp. 1–21, doi: 10.1007/978-3-031-20047-2\_1.

- [19] Y. Du *et al.*, “StrongSORT: Make DeepSORT great again,” *IEEE Trans. Multimedia*, vol. 25, pp. 8725–8737, 2023, doi: 10.1109/TMM.2023.3240881.
- [20] J. Cao, J. Pang, X. Weng, R. Khirodkar, and K. Kitani, “Observation-centric SORT: Rethinking SORT for robust multi-object tracking,” in *Proc. IEEE/CVF Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR)*, 2023, doi: 10.1109/CVPR52729.2023.00934.
- [21] Y. Cui *et al.*, “SportsMOT: A large multi-object tracking dataset in multiple sports scenes,” in *Proc. IEEE/CVF Int. Conf. Comput. Vis. (ICCV)*, 2023, pp. 9887–9897, doi: 10.1109/ICCV51070.2023.00910.
- [22] A. Scott, I. Uchida, N. Ding, *et al.*, “TeamTrack: A dataset for multi-sport multi-object tracking in full-pitch videos,” in *Proc. IEEE/CVF Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. Workshops (CVPRW)*, 2024, pp. 3357–3366, doi: 10.1109/CVPRW63382.2024.00340.
- [23] V. Somers, V. Joos, A. Cioppa, *et al.*, “SoccerNet game state reconstruction: End-to-end athlete tracking and identification on a minimap,” in *Proc. IEEE/CVF Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. Workshops (CVPRW)*, 2024, doi: 10.1109/CVPRW63382.2024.00334.
- [24] J. Theiner and R. Ewerth, “TVCalib: Camera calibration for sports field registration in soccer,” in *Proc. IEEE/CVF Winter Conf. Appl. Comput. Vis. (WACV)*, 2023, pp. 1166–1175, doi: 10.1109/WACV56688.2023.00122.
- [25] P. J. Claasen and J. P. de Villiers, “Video-based sequential Bayesian homography estimation for soccer field registration,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 252, Art. no. 124156, 2024, doi: 10.1016/j.eswa.2024.124156.
- [26] F. Shi, P. Marchwica, J. C. Gamboa Higuera, M. Jamieson, M. Javan, and P. Siva, “Self-supervised shape alignment for sports field registration,” in *Proc. IEEE/CVF Winter Conf. Appl. Comput. Vis. (WACV)*, 2022, pp. 3768–3777, doi: 10.1109/WACV51458.2022.00382.
- [27] R. J. Poovaraghan and P. Prabhavathy, “Deep YOLOv8-based handball detection system with transfer learning approach,” *J. Theor. Appl. Inf. Technol.*, vol. 101, no. 22, pp. 7411–7424, 2023.

- [28] G. Nousias, K. K. Delibasis, and I. G. Maglogiannis, “Intelligent sampling consensus for homography estimation in football videos using featureless unpaired points,” *IEEE Access*, vol. 13, pp. 187843–187857, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3627538.
- [29] P. Mavrogiannis and I. Maglogiannis, “Amateur football analytics using computer vision,” *Neural Comput. Appl.*, vol. 34, pp. 19639–19654, 2022, doi: 10.1007/s00521-022-07692-6.
- [30] Y. Zhao *et al.*, “DETRs beat YOLOs on real-time object detection,” in *Proc. IEEE/CVF Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR)*, 2024, doi: 10.1109/CVPR52733.2024.01605.
- [31] A. Wang *et al.*, “YOLOv10: Real-time end-to-end object detection,” *arXiv preprint arXiv:2405.14458*, 2024, doi: 10.48550/arXiv.2405.14458.
- [32] C.-Y. Wang, I.-H. Yeh, and H.-Y. M. Liao, “YOLOv9: Learning what you want to learn using programmable gradient information,” *arXiv preprint arXiv:2402.13616*, 2024, doi: 10.48550/arXiv.2402.13616.
- [33] L. Wang *et al.*, “VideoMAE V2: Scaling video masked autoencoders with dual masking,” in *Proc. IEEE/CVF Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR)*, 2023, doi: 10.1109/CVPR52729.2023.01398.
- [34] Y. Wang *et al.*, “InternVideo2: Scaling foundation models for multimodal video understanding,” in *Computer Vision – ECCV 2024*, Lecture Notes in Computer Science, 2024, doi: 10.1007/978-3-031-73013-9\_23.
- [35] N. Aharon, R. Orfaig, and B.-Z. Bobrovsky, “BoT-SORT: Robust associations multi-pedestrian tracking,” *arXiv preprint arXiv:2206.14651*, 2022, doi: 10.48550/arXiv.2206.14651.
- [36] A. Bochkovskiy, C.-Y. Wang, and H.-Y. M. Liao, “YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection,” *arXiv preprint arXiv:2004.10934*, 2020, doi: 10.48550/arXiv.2004.10934.

- [37] J. Carreira and A. Zisserman, “Quo vadis, action recognition? A new model and the Kinetics dataset,” in *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR)*, 2017, pp. 6299–6308, doi: 10.1109/CVPR.2017.502.
- [38] R. Girdhar, J. Carreira, C. Doersch, and A. Zisserman, “Video action transformer network,” in *Proc. IEEE/CVF Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR)*, 2019, pp. 244–253, doi: 10.1109/CVPR.2019.00033.
- [39] A. Xarles, S. Escalera, T. B. Moeslund, and A. Clapés, “ASTRA: An action spotting transformer for soccer videos,” in *Proc. ACM Int. Conf. Multimedia Workshops*, 2023, doi: 10.1145/3606038.3616153.
- [40] C. Shorten and T. M. Khoshgoftaar, “A survey on image data augmentation for deep learning,” *J. Big Data*, vol. 6, no. 1, Art. no. 60, 2019, doi: 10.1186/s40537-019-0197-0.