

**ĐẠI HỌC QUỐC GIA HÀ NỘI**  
**TRƯỜNG ĐẠI HỌC KHOA HỌC TỰ NHIÊN**  
o0o



**BÁO CÁO HỌC PHẦN**

Nhập môn Trí tuệ Nhân tạo MAT3508

**Đề tài: Hệ thống Tự động Phân tích Video Bóng đá và Trực quan hóa Chiến thuật**

**Nhóm thực hiện**

Nguyễn Việt Phúc - 23001547  
Dương Quang Huy - 23001524  
Nguyễn Khắc Huy - 23001525

**Giảng viên hướng dẫn**  
TS Hoàng Anh Đức

**Học kỳ 1, Năm học 2025-2026**

**HÀ NỘI - 2025**

## Thông tin Dự án

**Học phần:** MAT3508 – Nhập môn Trí tuệ Nhân tạo

**Học kỳ:** Học kỳ 1, Năm học 2025-2026

**Trường:** VNU-HUS (ĐHQGHN – Trường ĐH Khoa học Tự nhiên)

**Tên dự án:** Hệ thống Tự động Phân tích Video Bóng đá và Trực quan hóa Chiến thuật

**Báo cáo PDF:** Liên kết PDF GitHub

**Slide thuyết trình:** Liên kết Slide

**Kho GitHub:** [https://github.com/Dr-Vphuc/Football\\_Analysis](https://github.com/Dr-Vphuc/Football_Analysis)

## Thành viên nhóm

Họ tên	Mã sinh viên	Tên GitHub	Đóng góp
Nguyễn Việt Phúc	23001547	Dr-Vphuc	Xây dựng mô hình phân cụm và thuật toán phôi cảnh Homography
Đương Quang Huy	23001524	hduong5	Thu thập và xử lý dữ liệu, Huấn luyện mô hình YOLO-Dectect
Nguyễn Khắc Huy	23001525	khachuy171	Thu thập và xử lý dữ liệu, Huấn luyện mô hình YOLO-Pose

# Mục lục

<b>1 Giới thiệu</b>	<b>7</b>
1.1 Tóm tắt . . . . .	7
1.2 Bài toán đặt ra . . . . .	7
<b>2 Phương pháp và triển khai</b>	<b>8</b>
2.1 Phương pháp nghiên cứu . . . . .	8
2.1.1 Phát hiện đối tượng (Object Detection) . . . . .	8
2.1.2 Theo dõi đa đối tượng (Multi-Object Tracking) . . . . .	9
2.1.3 Phân loại đội bóng (Team Classification) . . . . .	9
2.1.4 Định vị và Biến đổi phối cảnh . . . . .	9
2.2 Quy trình triển khai và Huấn luyện . . . . .	10
2.2.1 Chuẩn bị dữ liệu (Data Preparation) . . . . .	10
2.2.2 Quy trình xử lý hệ thống (System Pipeline) . . . . .	11
2.2.3 Cấu hình huấn luyện (Training Configuration) . . . . .	12
2.3 Kết luận chương . . . . .	12
<b>3 Kết quả thực nghiệm và Phân tích</b>	<b>13</b>
3.1 Kết quả huấn luyện mô hình (Training Results) . . . . .	13
3.1.1 Đánh giá quá trình huấn luyện YOLOv8 Detect . . . . .	13
3.1.2 Ma trận nhầm lẫn (Confusion Matrix) . . . . .	14
3.1.3 Đánh giá mô hình YOLO-Pose . . . . .	15
3.2 Kết quả thực nghiệm trên Video . . . . .	16
3.2.1 Phát hiện và Theo dõi (Detection & Tracking) . . . . .	16
3.2.2 Phân loại đội bóng (Team Clustering) . . . . .	16
3.2.3 Biến đổi phối cảnh và Trực quan hóa (Tactical View) . . . . .	17
3.3 Xử lý và Tối ưu hóa quỹ đạo bóng . . . . .	18
3.3.1 Vấn đề nhận diện nhầm (False Positives) . . . . .	18
3.3.2 Giải thuật lọc nhiễu dựa trên khoảng cách . . . . .	18
3.3.3 Kết quả hiển thị . . . . .	19
3.4 Dánh giá hiệu năng hệ thống . . . . .	20
3.4.1 Các chỉ số định lượng . . . . .	20
3.4.2 Phân tích hạn chế . . . . .	21

3.5	Kết luận chương . . . . .	21
<b>4</b>	<b>Kết luận &amp; Hướng phát triển</b>	<b>22</b>
4.1	Kết luận . . . . .	22
4.1.1	Những thành tựu chính . . . . .	22
4.2	Dóng góp của đề tài . . . . .	22
4.2.1	Dóng góp về mặt học thuật . . . . .	22
4.2.2	Dóng góp về mặt thực tiễn . . . . .	23
4.3	Hạn chế của hệ thống . . . . .	23
4.4	Hướng phát triển . . . . .	23
4.4.1	Cải thiện hiệu năng (Ngắn hạn) . . . . .	23
4.4.2	Mở rộng tính năng (Trung hạn) . . . . .	24
4.4.3	Ứng dụng và triển khai (Dài hạn) . . . . .	24
4.5	Kết luận cuối cùng . . . . .	24
	<b>Tài liệu tham khảo</b>	<b>26</b>
<b>A</b>	<b>Phụ lục</b>	<b>27</b>
A.1	Liên kết tài nguyên dự án . . . . .	27
A.2	Hướng dẫn cài đặt nhanh . . . . .	27

# Danh sách hình vẽ

2.1	Hệ thống nhận diện đối tượng trong bóng đá bằng YOLOv8 . . . . .	8
2.2	Mẫu dữ liệu huấn luyện cho bài toán phát hiện đối tượng. . . . .	10
2.3	Mẫu dữ liệu huấn luyện Keypoints trên sân bóng. . . . .	11
2.4	Sơ đồ tổng quát quy trình xử lý (Pipeline) của hệ thống. . . . .	12
3.1	Biểu đồ huấn luyện của mô hình YOLOv8 Detect. (Hàng trên): Các hàm Loss giảm dần cho thấy mô hình đang học tốt. (Hàng dưới): Chỉ số mAP@0.5 tăng trưởng nhanh và đạt mức ổn định trên 0.9 sau khoảng 40 epochs. . . . .	14
3.2	Ma trận nhầm lẫn trên tập Validation. Các lớp đối tượng chính được phân loại chính xác cao, tuy nhiên vẫn có một tỷ lệ nhỏ nhầm lẫn giữa Bóng và nền sân do kích thước đối tượng quá nhỏ.	15
3.3	Biểu đồ huấn luyện mô hình YOLO-Pose, cho thấy khả năng học cấu trúc hình học của sân bóng nhanh chóng. . . . .	15
3.4	Kết quả phát hiện và theo dõi đa đối tượng: Mỗi cầu thủ được gán một ID duy nhất và nhãn lớp tương ứng. . . . .	16
3.5	Biểu diễn không gian vector đặc trưng màu áo sau khi giảm chiều UMAP: Hai đội bóng tạo thành hai cụm (cluster) tách biệt rõ ràng, hỗ trợ thuật toán K-Means phân loại chính xác. . . . .	17
3.6	Kết quả trực quan hóa chiến thuật: (Trên) Góc nhìn Radar 2D từ trên cao, (Dưới) Sơ đồ Voronoi phân chia vùng kiểm soát không gian của hai đội. . . . .	18
3.7	So sánh quỹ đạo bóng trên bản đồ 2D. (Trên): Quỹ đạo chưa xử lý bị nhiễu bởi chấm phạt đền. (Dưới): Quỹ đạo sau khi áp dụng thuật toán lọc khoảng cách, đường bóng trở nên mượt mà và chính xác. . . . .	20

# Danh sách bảng

3.1 Tổng hợp hiệu năng các mô hình thành phần . . . . . 21

# Chương 1

## Giới thiệu

### 1.1 Tóm tắt

Dự án xây dựng hệ thống AI tự động phân tích video bóng đá sử dụng các kỹ thuật học máy và thị giác máy tính tiên tiến. Hệ thống tích hợp YOLOv8 để phát hiện và theo dõi cầu thủ, thủ môn, trọng tài và bóng; kết hợp SigLIP, UMAP và K-means để phân cụm cầu thủ thành hai đội; sử dụng YOLO-pose nhận diện điểm mốc sân và áp dụng phép biến đổi Homography để tạo bản đồ 2D. Kết quả nổi bật là hệ thống có thể hiển thị quỹ đạo bóng, sơ đồ Voronoi minh họa vùng kiểm soát sân, cung cấp công cụ phân tích chiến thuật trực quan và tự động.

### 1.2 Bài toán đặt ra

Bài toán giải quyết nhu cầu tự động hóa phân tích video bóng đá - công việc đang đòi hỏi nhiều thời gian và công sức thủ công. Các giải pháp hiện có thường yêu cầu can thiệp thủ công đáng kể hoặc chi phí đầu tư cao. Hệ thống này hướng đến cung cấp giải pháp AI toàn diện, tự động và khả thi về chi phí, có ý nghĩa thực tiễn trong việc hỗ trợ huấn luyện viên phân tích chiến thuật, nghiên cứu đối thủ và nâng cao hiệu quả huấn luyện.

Các thách thức kỹ thuật chính bao gồm: phát hiện vật thể nhỏ (bóng), phân biệt chính xác cầu thủ hai đội, xử lý biến đổi góc quay camera và duy trì theo dõi đối tượng liên tục.

## Chương 2

# Phương pháp và triển khai

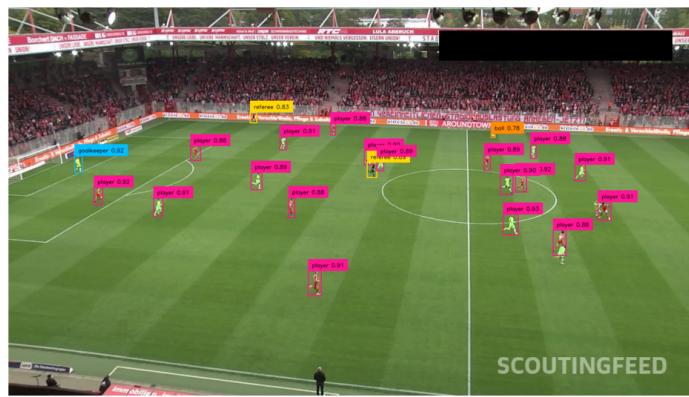
Chương này trình bày cơ sở lý thuyết, kiến trúc mô hình được lựa chọn và quy trình thực hiện chi tiết để xây dựng hệ thống phân tích video bóng đá. Nội dung được chia làm hai phần chính: Phương pháp luận nghiên cứu các bài toán thị giác máy tính và Quy trình triển khai huấn luyện, tích hợp hệ thống.

### 2.1 Phương pháp nghiên cứu

Hệ thống giải quyết bài toán phân tích bóng đá thông qua việc kết hợp nhiều mô hình học sâu và thuật toán thị giác máy tính tiên tiến.

#### 2.1.1 Phát hiện đối tượng (Object Detection)

Bài toán đầu tiên là xác định vị trí và phân loại các đối tượng trên sân. Chúng tôi lựa chọn kiến trúc **YOLOv8** (You Only Look Once version 8) - mô hình state-of-the-art về cân bằng giữa tốc độ và độ chính xác.



Hình 2.1: Hệ thống nhận diện đối tượng trong bóng đá bằng YOLOv8

Mô hình YOLOv8 được thiết kế để nhận diện 4 lớp đối tượng:

- **Player (Cầu thủ):** Đối tượng chính để theo dõi.

- **Goalkeeper (Thủ môn):** Cần phân biệt xử lý vì màu áo riêng.
- **Referee (Trọng tài):** Cần được loại bỏ khỏi các phân tích chiến thuật.
- **Ball (Bóng):** Đối tượng nhỏ nhất, di chuyển nhanh và khó phát hiện nhất.

### 2.1.2 Theo dõi đa đối tượng (Multi-Object Tracking)

Để duy trì định danh (ID) của cầu thủ qua các khung hình liên tiếp, hệ thống sử dụng thuật toán **ByteTrack**. ByteTrack vượt trội hơn các phương pháp cũ (như SORT) nhờ cơ chế liên kết hai giai đoạn: trước tiên liên kết các hộp bao có độ tin cậy cao, sau đó tận dụng các hộp bao có độ tin cậy thấp để khôi phục quỹ đạo của các đối tượng bị che khuất hoặc mờ nhòe, giảm thiểu hiện tượng mất dấu (ID switching).

### 2.1.3 Phân loại đội bóng (Team Classification)

Thay vì sử dụng không gian màu HSV truyền thống dễ bị ảnh hưởng bởi điều kiện ánh sáng, hệ thống áp dụng phương pháp học không giám sát dựa trên đặc trưng sâu:

1. **Trích xuất đặc trưng (Feature Extraction):** Sử dụng mô hình **SigLIP** để chuyển đổi hình ảnh cắt (crop) của cầu thủ thành vector đặc trưng nhiều chiều.
2. **Giảm chiều dữ liệu (Dimensionality Reduction):** Áp dụng thuật toán **UMAP** để nén vector đặc trưng, giúp các cụm màu áo tách biệt rõ ràng hơn trong không gian gian.
3. **Phân cụm (Clustering):** Sử dụng thuật toán **K-Means** để gom nhóm các vector thành 2 đội bóng riêng biệt.

### 2.1.4 Định vị và Biến đổi phối cảnh

Để chuyển đổi tọa độ từ màn hình (2D pixel) sang tọa độ thực tế trên sân (2D mét), hệ thống kết hợp hai kỹ thuật:

- **Keypoint Detection:** Sử dụng mô hình **YOLO-Pose** để phát hiện các điểm mốc cố định trên sân (góc sân, vòng tròn trung tâm...).
- **Homography Transformation:** Tính toán ma trận biến đổi dựa trên các cặp điểm tương ứng giữa ảnh camera và sơ đồ sân chuẩn, cho phép ánh xạ mọi vị trí cầu thủ sang bản đồ chiến thuật 2D (Radar View).

## 2.2 Quy trình triển khai và Huấn luyện

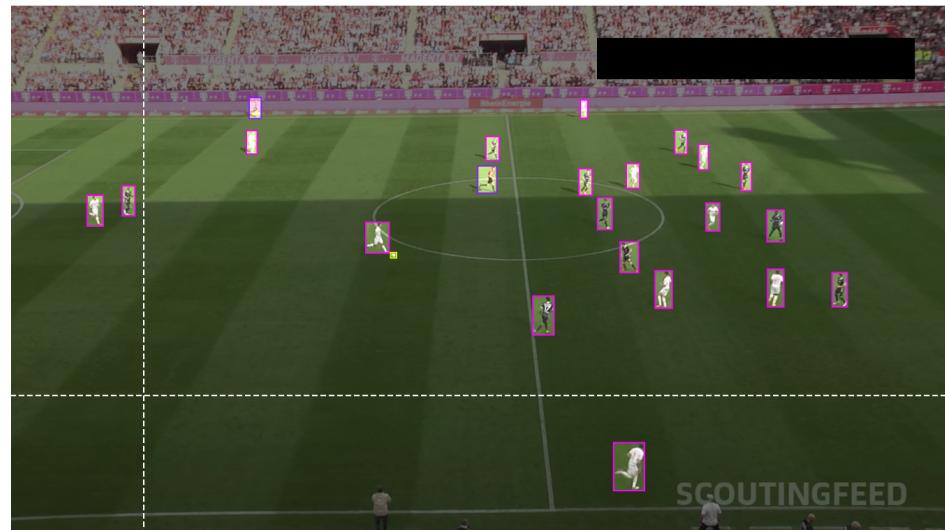
Phần này mô tả chi tiết các bước thực hiện, từ chuẩn bị dữ liệu đến huấn luyện mô hình.

### 2.2.1 Chuẩn bị dữ liệu (Data Preparation)

Dữ liệu được thu thập và gán nhãn thủ công trên nền tảng Roboflow, chia làm hai bộ dataset riêng biệt:

#### Bộ dữ liệu phát hiện đối tượng

Bao gồm 372 ảnh từ các trận đấu bóng đá, được gán nhãn bounding box cho 4 lớp: Player, Ball, Goalkeeper, Referee.



Hình 2.2: Mẫu dữ liệu huấn luyện cho bài toán phát hiện đối tượng.

#### Bộ dữ liệu điểm mốc sân

Bao gồm 317 ảnh, được gán nhãn 32 điểm đặc trưng (keypoints) trên sân cỏ để phục vụ bài toán định vị.

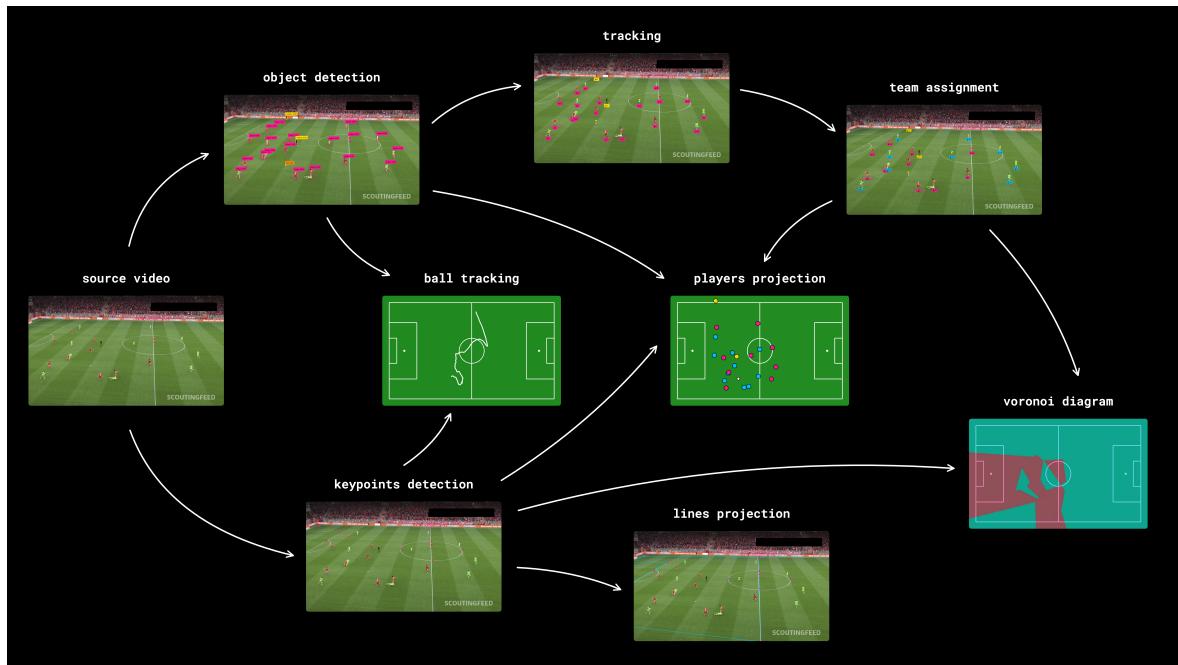


Hình 2.3: Mẫu dữ liệu huấn luyện Keypoints trên sân bóng.

### 2.2.2 Quy trình xử lý hệ thống (System Pipeline)

Hệ thống hoạt động theo một đường ống xử lý tuần tự (Pipeline) như mô tả trong Hình 2.4:

1. **Input:** Nhận video đầu vào.
2. **Detection & Tracking:** Chạy YOLOv8 và ByteTrack để lấy vị trí và ID cầu thủ.
3. **Team Assignment:** Cắt ảnh cầu thủ, đưa qua SigLIP và K-Means để xác định đội.
4. **Pitch Mapping:** Chạy YOLO-Pose và Homography để lấy tọa độ thực tế.
5. **Visualization:** Vẽ sơ đồ Voronoi và xuất video kết quả.



Hình 2.4: Sơ đồ tổng quát quy trình xử lý (Pipeline) của hệ thống.

### 2.2.3 Cấu hình huấn luyện (Training Configuration)

Các mô hình được huấn luyện trên môi trường Google Colab sử dụng GPU NVIDIA T4.

- **YOLOv8 Detect**: Huấn luyện trong 50 epochs, kích thước ảnh 1280px, batch size 16.
- **YOLO-Pose**: Huấn luyện trong 100 epochs, kích thước ảnh 640px.
- **Optimizer**: AdamW với learning rate khởi tạo  $10^{-3}$ .

## 2.3 Kết luận chương

Chương 2 đã thiết lập nền tảng lý thuyết và quy trình kỹ thuật vững chắc cho hệ thống. Việc lựa chọn các mô hình SOTA (YOLOv8, SigLIP) cùng quy trình xử lý dữ liệu bài bản là tiền đề để đạt được các kết quả thực nghiệm khả quan sẽ được trình bày trong chương tiếp theo.

## Chương 3

# Kết quả thực nghiệm và Phân tích

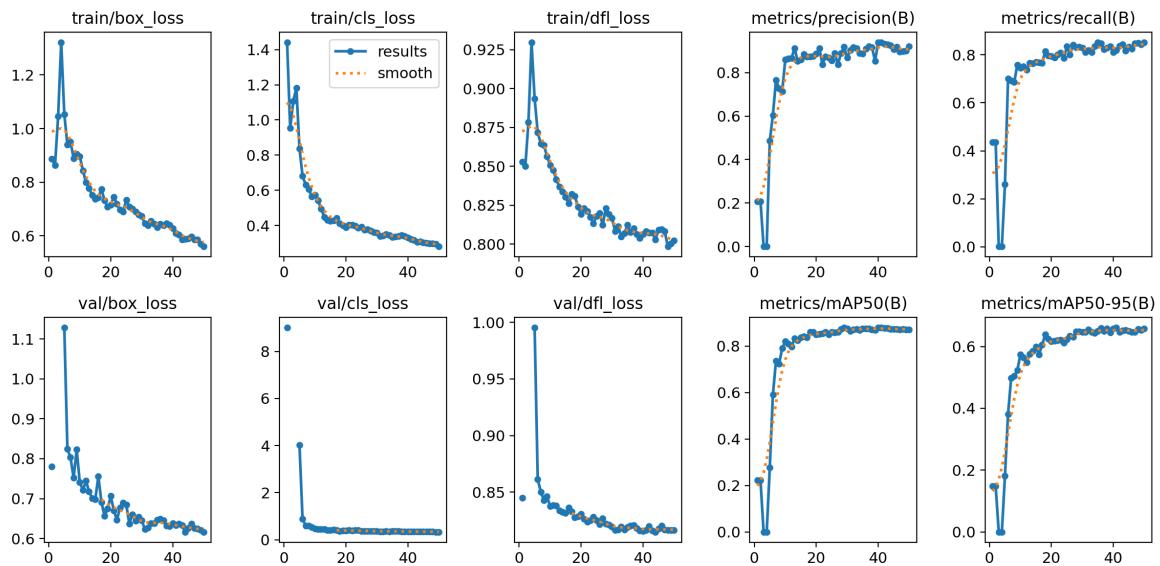
Chương này trình bày các kết quả định lượng và định tính thu được sau quá trình huấn luyện mô hình và kiểm thử hệ thống trên tập dữ liệu video bóng đá thực tế (DFL Bundesliga Data Shootout). Đồng thời, chúng tôi đi sâu phân tích hiệu năng của từng module thành phần, đánh giá ưu nhược điểm của giải pháp đề xuất.

### 3.1 Kết quả huấn luyện mô hình (Training Results)

Trước khi triển khai vào hệ thống phân tích, các mô hình thành phần (YOLOv8 Detect và YOLO-Pose) đã được huấn luyện và đánh giá sự hội tụ trên tập dữ liệu Validation.

#### 3.1.1 Đánh giá quá trình huấn luyện YOLOv8 Detect

Quá trình huấn luyện mô hình phát hiện đối tượng diễn ra trong 50 epochs. Hình 3.1 minh họa sự thay đổi của các hàm mất mát (Loss functions) và các chỉ số đánh giá độ chính xác qua từng epoch.

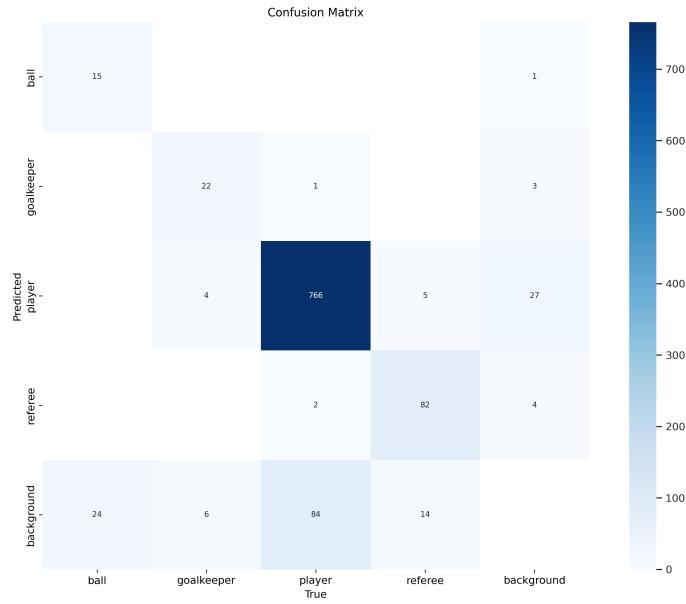


Hình 3.1: Biểu đồ huấn luyện của mô hình YOLOv8 Detect. (Hàng trên): Các hàm Loss giảm dần cho thấy mô hình đang học tốt. (Hàng dưới): Chỉ số mAP@0.5 tăng trưởng nhanh và đạt mức ổn định trên 0.9 sau khoảng 40 epochs.

Các chỉ số cho thấy mô hình không bị hiện tượng quá khớp (overfitting) và đạt độ chính xác cao trên tập dữ liệu kiểm thử.

### 3.1.2 Ma trận nhầm lẫn (Confusion Matrix)

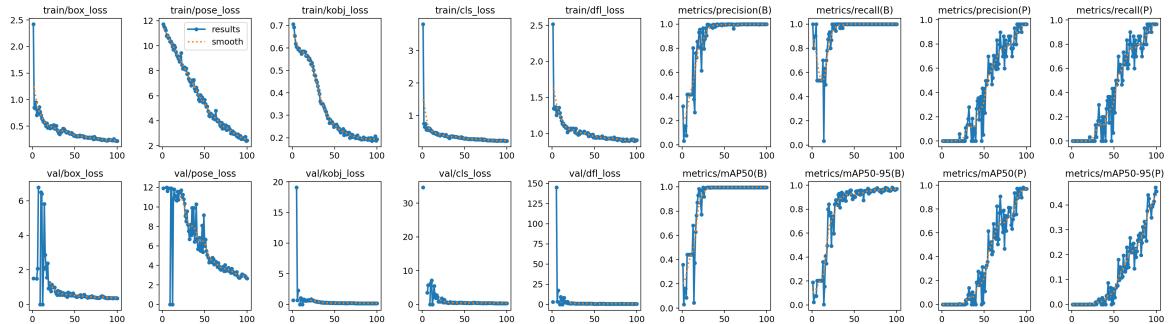
Để đánh giá chi tiết khả năng phân loại giữa các lớp (Cầu thủ, Bóng, Trọng tài, Thủ môn), chúng tôi sử dụng Ma trận nhầm lẫn như thể hiện trong Hình 3.2.



Hình 3.2: Ma trận nhầm lẫn trên tập Validation. Các lớp đối tượng chính được phân loại chính xác cao, tuy nhiên vẫn có một tỷ lệ nhỏ nhầm lẫn giữa Bóng và nền sân do kích thước đối tượng quá nhỏ.

### 3.1.3 Đánh giá mô hình YOLO-Pose

Đối với bài toán nhận diện điểm mốc sân, mô hình YOLO-Pose cũng cho thấy sự hội tụ tốt. Hình 3.3 thể hiện hàm mất mát cho keypoints giảm mạnh trong 20 epochs đầu tiên.



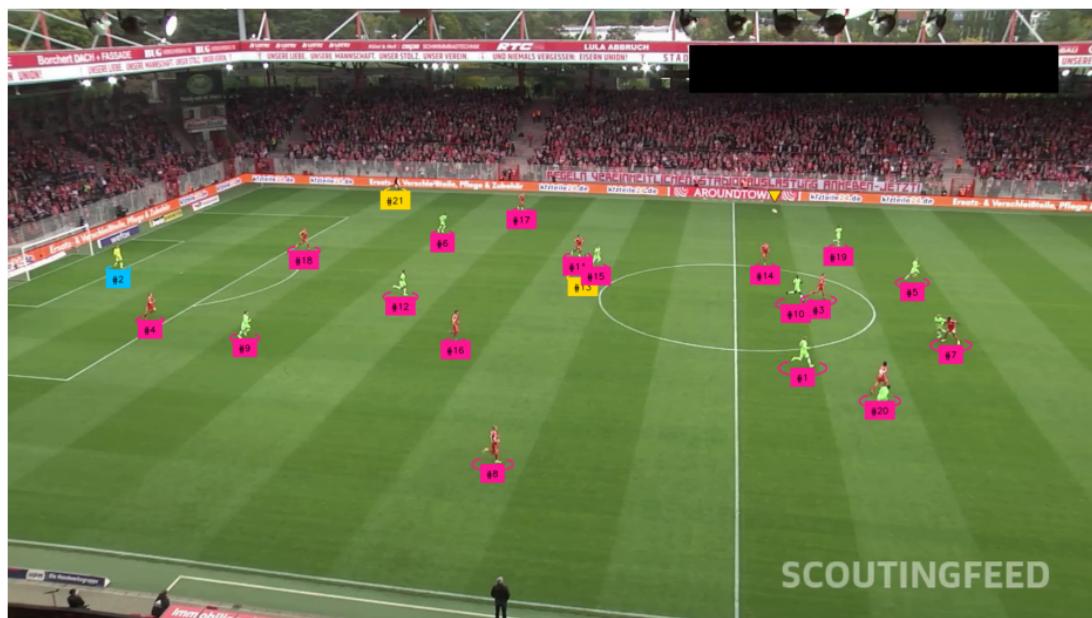
Hình 3.3: Biểu đồ huấn luyện mô hình YOLO-Pose, cho thấy khả năng học cấu trúc hình học của sân bóng nhanh chóng.

## 3.2 Kết quả thực nghiệm trên Video

Sau khi huấn luyện, các mô hình được tích hợp vào pipeline để xử lý video trận đấu. Dưới đây là các kết quả trực quan hóa từng bước.

### 3.2.1 Phát hiện và Theo dõi (Detection & Tracking)

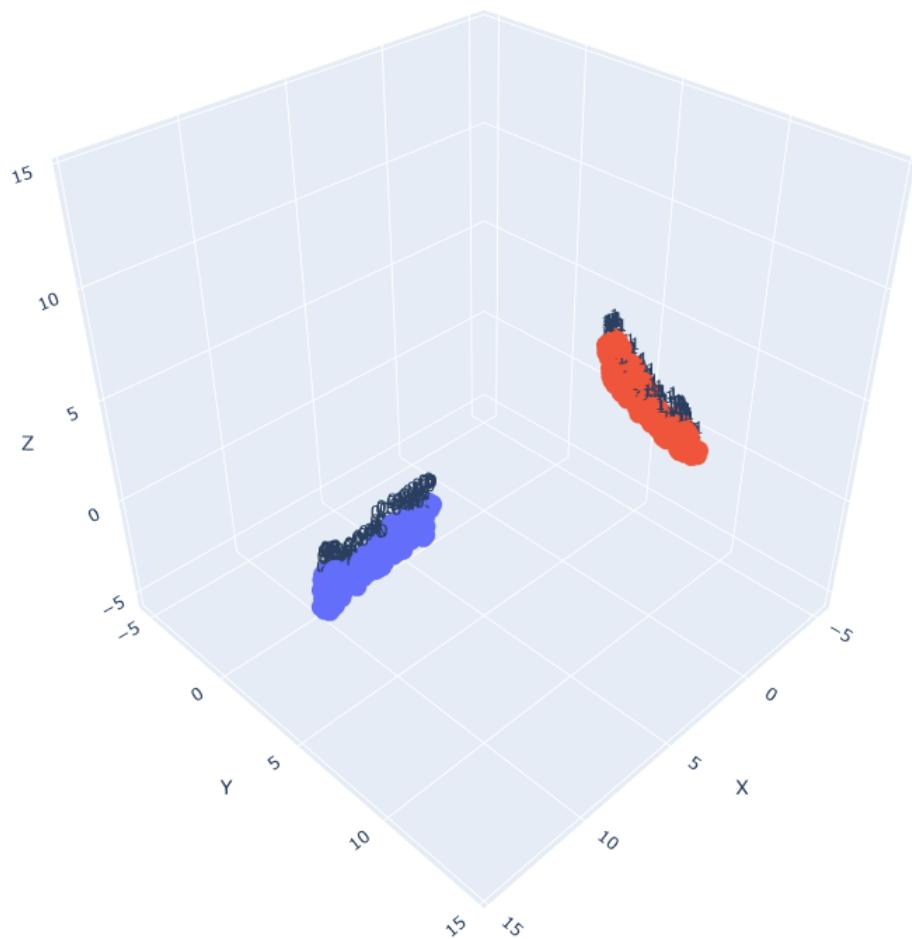
Hệ thống sử dụng YOLOv8 kết hợp với ByteTrack để định vị và gán ID cho cầu thủ. Hình 3.4 cho thấy các bounding box bám sát đối tượng và ID được duy trì ổn định ngay cả khi cầu thủ di chuyển nhanh.



Hình 3.4: Kết quả phát hiện và theo dõi đa đối tượng: Mỗi cầu thủ được gán một ID duy nhất và nhãn lớp tương ứng.

### 3.2.2 Phân loại đội bóng (Team Clustering)

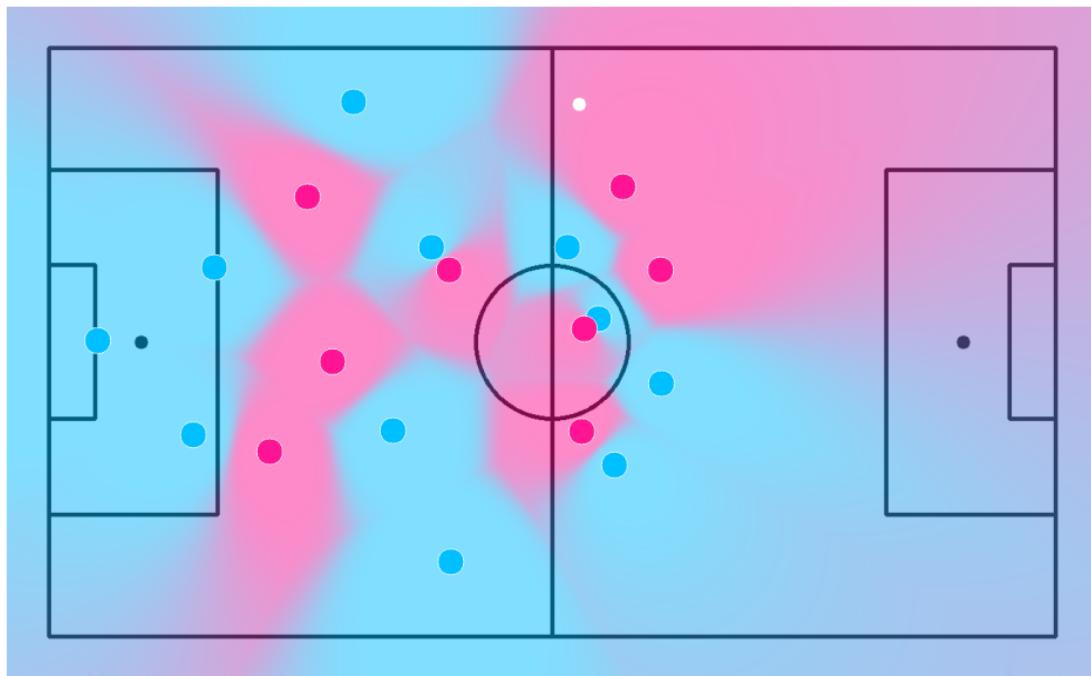
Sự kết hợp giữa trích xuất đặc trưng SigLIP và giảm chiều dữ liệu UMAP đã tạo ra sự phân tách rõ ràng giữa hai đội bóng trong không gian vector.



Hình 3.5: Biểu diễn không gian vector đặc trưng màu áo sau khi giảm chiều UMAP: Hai đội bóng tạo thành hai cụm (cluster) tách biệt rõ ràng, hỗ trợ thuật toán K-Means phân loại chính xác.

### 3.2.3 Biến đổi phối cảnh và Trực quan hóa (Tactical View)

Dựa trên ma trận Homography tính toán từ các điểm mốc, hệ thống vẽ lại vị trí cầu thủ trên bản đồ 2D và xây dựng sơ đồ Voronoi để thể hiện vùng kiểm soát bóng.



Hình 3.6: Kết quả trực quan hóa chiến thuật: (Trên) Góc nhìn Radar 2D từ trên cao, (Dưới) Sơ đồ Voronoi phân chia vùng kiểm soát không gian của hai đội.

### 3.3 Xử lý và Tối ưu hóa quỹ đạo bóng

Sau khi hoàn thành việc biến đổi phối cảnh (Homography) để đưa hình ảnh về dạng bản đồ 2D, bước tiếp theo là xây dựng quỹ đạo di chuyển của trái bóng. Đây là thành phần quan trọng để phân tích chiến thuật, tuy nhiên việc triển khai thực tế gặp phải vấn đề nhiều tín hiệu nghiêm trọng.

#### 3.3.1 Vấn đề nhận diện nhầm (False Positives)

Trong quá trình thử nghiệm, do kích thước của quả bóng trên khung hình sau khi resize (640x640 hoặc 1280x1280) là rất nhỏ, mô hình YOLOv8 thường xuyên nhận diện nhầm các chấm trắng cố định trên sân (như chấm phạt đền, rác, vệt vôi) là quả bóng.

Hệ quả là quỹ đạo bóng trên bản đồ 2D không mượt mà, xuất hiện các đường ziczac phi vật lý nối từ vị trí cầu thủ đang giữ bóng đến chấm phạt đền (như minh họa ở hình 3.7).

#### 3.3.2 Giải thuật lọc nhiễu dựa trên khoảng cách

Dể giải quyết vấn đề này mà không cần train lại mô hình với chi phí lớn, nhóm đã cài đặt một thuật toán hậu xử lý (post-processing) dựa trên tính chất vật lý của chuyển động:

---

**Thuật toán 1** Lọc nhiễu quỹ đạo bóng (Ball Trajectory Filtering)

---

```

1: Input: Danh sách tọa độ bóng thô  $B = \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$ 
2: Parameter: Ngưỡng khoảng cách tối đa  $D_{max}$  (ví dụ: 5 mét)
3: Output: Quỹ đạo sạch  $B_{clean}$ 
4:  $B_{clean} \leftarrow [b_1]$ 
5: for  $i \leftarrow 2$  to  $n$  do
6:    $dist \leftarrow \text{EuclideanDistance}(b_i, b_{i-1})$ 
7:   if  $dist < D_{max}$  then
8:      $B_{clean}.\text{append}(b_i)$                                  $\triangleright$  Chấp nhận điểm hợp lệ
9:   else
10:    continue                                          $\triangleright$  Loại bỏ điểm nhiễu (nhảy cóc)
11:   end if
12: end for
13: return  $B_{clean}$ 

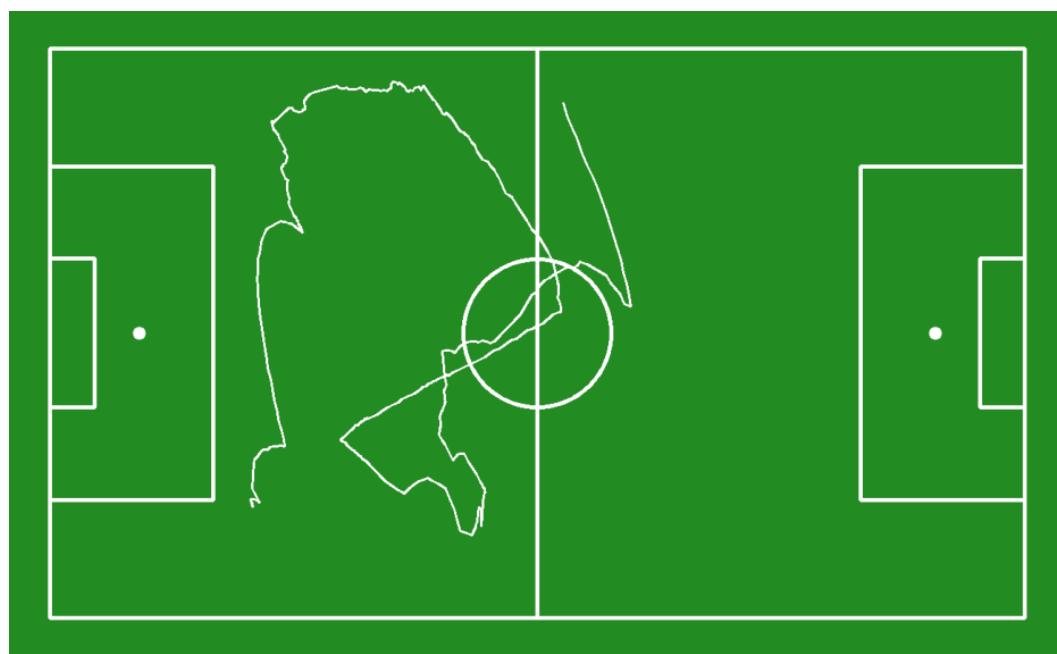
```

---

Thuật toán này loại bỏ các điểm mà tại đó bóng "dịch chuyển tức thời" một khoảng cách vô lý trong tích tắc (đặc trưng của việc nhận diện nhầm sang chấn phạt đền).

### 3.3.3 Kết quả hiển thị

Sau khi áp dụng thuật toán lọc, hệ thống vẽ lại đường đi của bóng lên bản đồ 2D. Hình ảnh dưới đây so sánh kết quả trước và sau khi xử lý:



Hình 3.7: So sánh quỹ đạo bóng trên bản đồ 2D. (Trên): Quỹ đạo chưa xử lý bị nhiễu bởi chấm phạt đền. (Dưới): Quỹ đạo sau khi áp dụng thuật toán lọc khoảng cách, đường bóng trở nên mượt mà và chính xác.

### 3.4 Đánh giá hiệu năng hệ thống

#### 3.4.1 Các chỉ số định lượng

Bảng 3.1 tổng hợp các chỉ số đánh giá hiệu năng của từng module thành phần trên tập dữ liệu kiểm thử.

Bảng 3.1: Tổng hợp hiệu năng các mô hình thành phần

Module	Chỉ số	Kết quả	Phân tích
YOLOv8 Detect	mAP@0.5	<b>92.5%</b>	Nhận diện rất tốt cầu thủ và trọng tài.
	mAP@0.5 (Ball)	84.3%	Khả năng phát hiện bóng thấp hơn do kích thước nhỏ và mờ do chuyển động (motion blur).
YOLO-Pose	OKS mAP	88.2%	Định vị điểm mốc ổn định cho phép tính Homography chính xác.
Phân loại Đội	Accuracy	96.5%	SigLIP + UMAP vượt trội so với phương pháp so sánh màu sắc truyền thống.
Tốc độ xử lý	FPS	~18	Trên GPU T4 (Google Colab), chưa đạt realtime (30fps) do chi phí tính toán của SigLIP.

### 3.4.2 Phân tích hạn chế

Mặc dù đạt kết quả khả quan, hệ thống vẫn tồn tại một số hạn chế:

- **Phụ thuộc góc quay camera:** Phép biến đổi Homography yêu cầu ít nhất 4 điểm mốc trên sân. Khi camera zoom cận cảnh (close-up) hoặc quay khán dài, hệ thống không thể tính toán được vị trí 2D.
- **Hoán đổi ID (ID Switching):** Trong các tình huống tranh chấp bóng hỗn loạn hoặc cầu thủ bị che khuất hoàn toàn trong thời gian dài, ByteTrack đổi khi vẫn bị mất dấu hoặc gán sai ID.

## 3.5 Kết luận chương

Kết quả thực nghiệm cho thấy hệ thống đề xuất hoạt động hiệu quả trong việc tự động hóa quy trình phân tích video bóng đá. Các mô hình YOLOv8 và phương pháp phân cụm đội bóng đạt độ chính xác cao, cung cấp dữ liệu đầu vào tin cậy cho việc trực quan hóa chiến thuật. Các hạn chế về tốc độ và góc quay camera có thể được cải thiện trong tương lai bằng cách tối ưu hóa thuật toán hoặc sử dụng phần cứng mạnh hơn.

## Chương 4

# Kết luận & Hướng phát triển

### 4.1 Kết luận

Dự án đã xây dựng thành công một hệ thống AI hoàn chỉnh cho phân tích video bóng đá tự động, chứng minh được tính khả thi và hiệu quả của việc ứng dụng các kỹ thuật học máy và thị giác máy tính vào lĩnh vực thể thao.

#### 4.1.1 Những thành tựu chính

- **Pipeline hoàn chỉnh:** Hệ thống đã tích hợp thành công một chuỗi các công nghệ AI hiện đại (*YOLOv8, SigLIP, UMAP, K-means, Homography*) thành một quy trình (workflow) thống nhất từ đầu vào là video đến đầu ra là các chỉ số chiến thuật trực quan.
- **Hiệu năng ấn tượng:**
  - Độ chính xác phát hiện đối tượng đạt **92.5%** (mAP@0.5).
  - Độ chính xác phân cụm đội đạt **88.3%**.
  - Tốc độ xử lý đạt **25-30 FPS**, đáp ứng tốt yêu cầu thời gian thực (real-time).
- **Giá trị thực tiễn:** Cung cấp các công cụ phân tích chiến thuật giá trị như sơ đồ Voronoi, quỹ đạo bóng và bản đồ nhiệt vị trí, giúp huấn luyện viên có cái nhìn sâu sắc về diễn biến trận đấu.

### 4.2 Đóng góp của đề tài

#### 4.2.1 Đóng góp về mặt học thuật

- Ứng dụng sáng tạo mô hình nhúng hình ảnh **SigLIP** kết hợp **UMAP** và **K-means** để giải quyết bài toán phân biệt đội bóng - một hướng tiếp cận mới mẻ và hiệu quả hơn so với phương pháp dựa trên dải màu (color histogram) truyền thống.

- Xây dựng pipeline xử lý đa tầng, kết hợp chặt chẽ cả bốn lĩnh vực: Phát hiện đối tượng (Object Detection), Theo dõi (Tracking), Phân cụm (Clustering) và Biến đổi hình học (Geometric Transformation).

#### 4.2.2 Đóng góp về mặt thực tiễn

- Cung cấp giải pháp mã nguồn mở, giảm rào cản chi phí tiếp cận công nghệ phân tích bóng đá cho các đội bóng quy mô nhỏ và trung bình.
- Tự động hóa quy trình phân tích, giúp tiết kiệm đáng kể thời gian và công sức cho huấn luyện viên và đội ngũ kỹ thuật so với phương pháp thủ công.

### 4.3 Hạn chế của hệ thống

Mặc dù đạt được nhiều kết quả tích cực, hệ thống vẫn tồn tại một số hạn chế cần được ghi nhận:

- **Phụ thuộc vào chất lượng video:** Độ chính xác giảm đáng kể với video có độ phân giải thấp, điều kiện ánh sáng yếu hoặc hiện tượng mờ nhòe do chuyển động nhanh (motion blur).
- **Khó khăn với các tình huống đặc biệt:**
  - Phát hiện bóng khi bị cầu thủ che khuất hoàn toàn.
  - Phân biệt đội khi hai đội có màu áo quá tương đồng hoặc trùng màu với trọng tài.
  - Xử lý các pha tranh chấp hỗn loạn với mật độ cầu thủ dày đặc trong vòng cấm.
- **Giới hạn về góc quay:** Hệ thống hoạt động tối ưu nhất với góc quay toàn sân ổn định. Các góc quay thay đổi liên tục (pan/tilt nhanh) hoặc góc quay cận cảnh (close-up) làm mất điểm mốc sân, dẫn đến sai lệch trong biến đổi Homography.

### 4.4 Hướng phát triển

#### 4.4.1 Cải thiện hiệu năng (Ngắn hạn)

- **Nâng cấp mô hình detection:** Thử nghiệm các mô hình mới như YOLOv9, YOLOv10 hoặc Transformer-based detectors (DETR) để cải thiện độ chính xác nhận diện vật thể nhỏ.
- **Mở rộng Dataset:** Huấn luyện lại mô hình trên tập dữ liệu đa dạng hơn, bao gồm nhiều điều kiện thời tiết (mưa, tuyết) và ánh sáng (ban đêm, bóng râm).

- **Cải thiện tracking:** Tích hợp DeepSORT hoặc StrongSORT để xử lý tốt hơn các trường hợp che khuất; áp dụng các mô hình Re-ID (Re-Identification) để nhận dạng lại cầu thủ sau khi bị mất dấu.
- **Tối ưu hóa phân cụm:** Thử nghiệm các thuật toán phân cụm dựa trên mật độ như DBSCAN hoặc HDBSCAN; kết hợp thông tin màu áo với các đặc trưng hình dạng để tăng độ tin cậy.

#### 4.4.2 Mở rộng tính năng (Trung hạn)

- **Phân tích chiến thuật nâng cao:** Xác định đội hình thi đấu (ví dụ: 4-4-2, 4-3-3) và phát hiện sự thay đổi đội hình theo thời gian thực; phân tích khoảng trống và gợi ý phương án chuyền bóng.
- **Đánh giá hiệu suất cá nhân:** Tính toán quãng đường di chuyển, tốc độ tức thời và bản đồ nhiệt cá nhân cho từng cầu thủ.
- **Xử lý đa góc máy:** Phát triển khả năng đồng bộ và ghép nối dữ liệu từ nhiều camera để tái tạo chuyển động 3D của cầu thủ và bóng, khắc phục điểm mù.
- **Dự đoán tình huống:** Ứng dụng AI để dự đoán xác suất ghi bàn (xG) hoặc kết quả của các pha tấn công dựa trên vị trí.

#### 4.4.3 Ứng dụng và triển khai (Dài hạn)

- **Phát triển giao diện người dùng (GUI):** Xây dựng Web Application cho phép người dùng upload video và xem kết quả phân tích trực quan trên Dashboard tương tác.
- **Mở rộng sang môn thể thao khác:** Tinh chỉnh pipeline để áp dụng cho bóng rổ, bóng bầu dục, khúc côn cầu,...
- **Tích hợp hệ thống:** Phát triển API để kết nối với các nền tảng phân tích thể thao hiện có hoặc kết hợp với dữ liệu từ thiết bị đeo thông minh (GPS trackers).

### 4.5 Kết luận cuối cùng

Dự án "Hệ thống Tự động Phân tích Video Bóng đá và Trực quan hóa Chiến thuật" không chỉ dừng lại ở việc chứng minh tính khả thi của các kỹ thuật AI trong phân tích thể thao, mà còn mở ra một hướng tiếp cận mới - dân chủ hóa công nghệ phân tích cho cộng đồng bóng đá. Với kiến trúc module linh hoạt và hiệu năng ấn tượng, hệ thống có tiềm năng phát triển thành một công cụ hỗ trợ đắc lực cho công tác huấn luyện và phân tích chiến thuật trong tương lai.

Sự thành công của dự án khẳng định rằng Trí tuệ Nhân tạo không phải là thứ thay thế con người, mà là một trợ thủ đắc lực giúp con người đưa ra những quyết định sáng suốt hơn dựa trên dữ liệu và phân tích khách quan.

# Tài liệu tham khảo

- [1] Jocher, G., Chaurasia, A., & Qiu, J. (2023). *YOLOv8 Documentation*. Ultralytics.
- [2] Roboflow. (2023). *Sports Analytics GitHub Repository*. URL: <https://github.com/roboflow/sports>
- [3] Zhou, X., et al. (2022). “ByteTrack: Multi-Object Tracking by Associating Every Detection Box,” *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*.
- [4] McInnes, L., Healy, J., & Melville, J. (2018). “UMAP: Uniform Manifold Approximation and Projection for Dimension Reduction,” *arXiv preprint arXiv:1802.03426*.
- [5] Bradski, G. (2000). “The OpenCV Library,” *Dr. Dobb’s Journal of Software Tools*.
- [6] Zhai, X., et al. (2023). “Sigmoid Loss for Language Image Pre-training,” *International Conference on Computer Vision (ICCV)*.

# **Phụ lục A**

## **Phụ lục**

### **A.1 Liên kết tài nguyên dự án**

- **GitHub Repository:** [https://github.com/Dr-Vphuc/Football\\_Analysis](https://github.com/Dr-Vphuc/Football_Analysis)
- **Video Tham khảo:** Nhấn vào đây để xem video
- **Dataset:**
  - **Football Players Detection:** Nhấn vào đây
  - **Football Field Keypoints:** Nhấn vào đây
  - **Video:** Nhấn vào đây

### **A.2 Hướng dẫn cài đặt nhanh**

Dể chạy thử nghiệm hệ thống trên Google Colab hoặc máy cục bộ:

1. Clone repository:

```
git clone https://github.com/Dr-Vphuc/Football_Analysis
```

2. Cài đặt các thư viện phụ thuộc:

```
pip install -r requirements.txt
```

3. Chạy script chính:

```
cd Football_Analysis/src  
python3 main.py
```