

# 味方の見方が違う？物体検出を用いた フットサル実環境下における視覚探索の定量分析

松岡 大樹<sup>1</sup> 中野 裕基<sup>1</sup> 和薬 崇伸<sup>1</sup> 牧野桂一朗<sup>1</sup> 丸西 遼<sup>1</sup> 佐々木 博史<sup>1</sup>  
廣江 葵<sup>1</sup> 林 悠太<sup>2</sup> 佐藤 亮<sup>2</sup> 夏川 浩明<sup>1,a)</sup>

**概要：**本研究では、フットサル選手の実環境における視覚探索特性を、物体検出を用いた視線の解析によって定量化した。ロンド練習におけるボール、守備側選手、保持側選手（味方）への視線の滞在時間（Dwell Time）をポジションおよびパス成功率別に比較した結果、味方への Dwell Time において有意差が認められ、パス成功率の高い選手は短時間で効率的に味方を探索していたのに対し、パス成功率の低い選手は視線が長く滞在する傾向が示唆された。結論として、パフォーマンスの違いは味方に対するスキニングの効率性やそれに付随する視覚探索特性に起因する可能性がある。

## 1. はじめに

チームスポーツにおける意思決定は、状況から得られる視覚情報の知覚に強く依存する。とりわけフットサルは、プレーエリアが狭くボール保持から次の行動までの猶予が短いという競技特性をもち、パス回しの局面でも受け手はボールの処理と同時に味方・相手の配置、パスコース、プレッシャーの強さを瞬時に把握する必要がある。したがって、プレー中にどこへ視線を向け、どのタイミングで周辺を「スキャン」するのは、技術と同等に重要な知覚スキルとして注目されている。

先行研究では、パス場面においてボールを受ける前のスキニングが、正しい方向へのターンやボールコントロール、パスの成功率を高めることが示されている [1]。また、実際の試合を対象としたアイトラッキング研究からは、エリート選手のスキニングの多くが 1 秒未満の極めて短い視覚探索であり、ボール状況（パスの最中、空中、コントロール中など）によって持続時間が変化すること、さらに探索対象は味方より相手選手に偏る可能性が報告されている [2]。一方、フットサルのシュート局面では「ボール」への注視が最も長く、ボールを視覚的アンカーとして固定しつつ周辺視で DF や GK の動きを監視する戦略が示唆されている [3]。加えて、長期的な競技経験の比較では、フットサル選手はボール受けの直前に周囲へ視線を向け、ボールコントロール中も周辺への注意を維持しやすいことが報告され、競技

のタスク制約が「見る」スキルを形成する可能性が示されている [4]。

しかし、これらの知見の多くは試合分析や標準化されたテスト課題に基づいており、日常的に実施されるトレーニング課題（例：4 対 2 のパス回し）における視線行動が、どのように組織化されているかは未だ不明な点が多い。さらに、熟練度や役割（ポジション）によって、選手が何をどのくらいの時間見ているかは異なると考えられるが、定量的に基づいた検証は十分でない。加えて、視線研究は近年フィールド志向へ移行しているものの、モバイル機器を用いた自然場面のデータは依然として限定的であり [5], [6], 練習設計へ直接還元できるエビデンスが求められる。

よって本研究の目的は、眼鏡型視線計測装置（以下、アイトラッカー）を用いて、フットサルの実環境下でのパス回し練習（ロンド）における、選手の視線データと一人称視点の映像を取得し、パフォーマンスレベル（パスの成功率）およびポジション別の視線の違いを明らかにすることである。

## 2. データ取得実験

本研究では、フットサル選手の視線データを取得するため、練習方法の一つであるロンド実施中の視線データと選手視点の映像、俯瞰視点の映像を取得した。本研究で実施したロンドは、フットサルにおいて一般的に用いられるボール保持トレーニングであり、一般的には様々な人数構成で実施されるが、本実験では図 1 の通り保持側は 4 名、守備側は 2 名として実施した。保持側は守備側の周囲に位置し、守備側にボールを取られないようにボール回しを

<sup>1</sup> 大阪成蹊大学データサイエンス学部

<sup>2</sup> 大阪成蹊大学経営学部

a) natsukawa@osaka-seikei.ac.jp

続ける。守備側はボール奪取を試み保持側にプレスをかける、保持側のプレイヤーは識別のため黒・ピンク・緑・オレンジのウェアを着用させ、守備側はゼッケン等を着けず通常のウェアとした。

## 2.1 被験者

実験参加者は、O大学フットサル部に所属する男性18名（保持側選手12名、守備側選手6名）である。本実験では保持側選手12名を視線計測の対象とし、1回の Rond 練習につき4名の視線データを同時に取得した。視線計測対象者の詳細を表1に示す。ポジションの内訳は、アラ8名、ゴレイロ2名、フィクソ1名、ピヴォ1名である。なお、全ての参加者に対し、事前に文書および口頭で本研究の趣旨や内容を説明し、参加の同意を得た上で実験を行った。本研究は所属機関の倫理審査委員会の承認を得て実施された。

表1 被験者情報

	平均	最小	最大	標準偏差
年齢	19.8	18	22	1.53
サッカー経験	10.2	0	15	4.4
フットサル経験	5.3	1	14	4.1

## 2.2 システム

本研究では、Tobii社製 Tobii Glasses 3 を4台用いて視線データと選手の一人称映像を取得した。視線データはサンプリング周波数100 Hz、一人称映像データは25 Hz(1920 px × 1080 px)で取得した。また、同時に Sony α7R IV を用いて、体育館施設の2階部分より俯瞰映像の撮影を60 Hz(1920 px × 1080 px)で行った。

## 2.3 手順

Rondの開始および終了は、外部合図として笛の音により統制しすべての試行において同一の手続きで実施した。Rond実施時にはボール保持側の4選手のイトラッカーと俯瞰カメラが同時に計測する状況のため、データ分析においては笛の音を基準にデータを切り出すことで、計測デバイス間の同期性を確保した。イトラッカーでは4選手の視線と一人称映像を計測し、俯瞰カメラではRondのシーンを俯瞰的に捉えることで、パス成功率などのパフォーマンス指標の導出に用いた。

実験の手順は以下の通りである。

- (1) 4人の被験者は異なった4色（ピンク、オレンジ、黒、緑）のゼッケンを着用。
- (2) 被験者全員にイトラッカーを装着する。
- (3) 装着後キャリブレーションを実施し録画を開始する。俯瞰映像も同時に録画を開始する。
- (4) 笛の合図で約3分間のRondを行う。

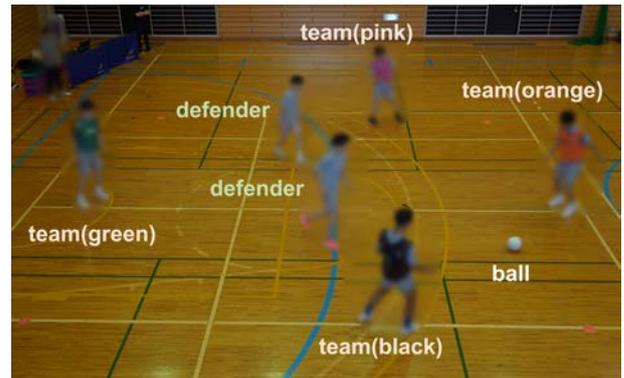


図1 Rond実施時の視線計測実験の俯瞰カメラ映像。2人の守備側選手を取り囲む形で保持側選手がボールを取られないようにボール回しを続ける。ゼッケンを着けた4人の保持側選手がイトラッカーを装着している。

### (5) 終了後録画を停止する

上述の手順を2セットずつ行い、3チーム×4名×2セットののべ24回分（12名分）の視線データを取得した（うち欠損4のため、以降は20回分のデータを解析）。

## 3. 分析データの準備

計20回分（12名分）の視線計測より、被験者がRond練習時に何をどのように見てプレーをしていたかについて視線データより算出するための解析パイプラインを作成した。イトラッカーのシーンカメラと視線データはどちらも動的に変化するものであり、何をしていたか導出するためにはシーンカメラ内に注視対象がいつどこで写っているかを検出し、検出した対象を視線で捉えていたかを判定する必要がある。そのため、今回の実験環境の対象である選手やボールに特化した物体検出のモデルを構築し、視線計測と物体検出の統合解析を行った。以下に、物体検出モデルの構築と評価、視線計測と物体検出の統合解析について記す。

### 3.1 物体検出モデルの構築と評価

物体検出モデルの構築にあたり、Roboflowの学習パイプライン[7]を用い、ベースモデルとしてYOLOv11[8]を採用した。YOLOv11はUltralytics社により開発されたYOLOシリーズの最新モデルであり、CNNベース（C3k2ブロックなどを採用）のアーキテクチャを持ち、特徴抽出能力と推論速度のさらなる向上を図られている。Roboflowでは用途に応じた複数のモデルサイズ（Fast/Accurate等）が選択可能であるが、本研究では検出精度を最優先するため、「Accurate」モデル（YOLOv11相当）を選択し、推論結果として、対象クラスと信頼度に加えてバウンディングボックスを出力した。構築したモデルは、各フレームの検出バウンディングボックスと視線座標を時系列に統合し、視線が向けられた観察対象の関心領域（AOI: Area of

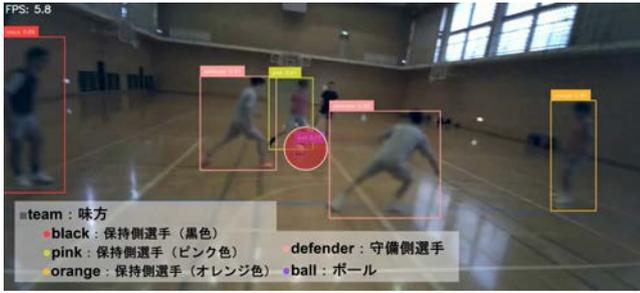


図 2 視線計測と物体検出を統合した後の画像：赤色の円が視線を表し、バウンディングボックスの色とそれに対応する名前を図中に記した。

Interest) を推定するために使用した。

上記モデルに対して、実験時に計測したアイトラッカーの一人称映像を切り出した画像を計 400 枚用意した。学習時にはデータ多様性を高めるため、データ拡張を適用した。各学習サンプルに対して、回転 ( $-15^\circ \sim +15^\circ$ )、クロップ ( $0\% \sim +20\%$  Zoom)、および最大 2.5 px のぼかし処理をランダムに適用し、合計 1975 枚の学習データを準備し、COCO データセット [9] の事前学習重みをチェックポイントとして初期化して追加学習を行った。また、学習データに用いたクラス (付与したラベルと対応する物) は、「ball: ボール」、「defender: 守備側選手」、そして各ゼッケン色ごとに「orange: 保持側選手 (オレンジ色)」、「green: 保持側選手 (緑色)」、「black: 保持側選手 (黒色)」、「pink: 保持側選手 (ピンク色)」の 6 個である。

構築した YOLOv11 のモデルの精度は、物体検出モデルにおいて代表的な評価指標である mAP@50 が 86.2%、Precision が 93.9%、Recall が 84.5% となり、推論結果を見ても安定的に観察対象を検出できていることを確認した。

### 3.2 視線計測と物体検出の統合解析

被験者のロンド実施時の注視行動を分析するため、アイトラッカーから得られた視線データと、物体検出アルゴリズムによって得られた対象の位置データを統合し、各フレームにおける選手の視線の対象を判定した。期間はロンドが行われた 3 分間を切り出している。具体的には物体モデルによって推定された各物体のバウンディングボックス情報を用い、各視線座標がいずれの対象のバウンディングボックス内に含まれるかに基づいて判定を行った。データの処理および統合には、Python スクリプトを使用し、主なライブラリとして Numpy と Pandas を使用している。

図 2 に、視線計測と物体検出を統合した後の解析結果の一例を示す。図中では、物体検出によって推定された各物体に対応するバウンディングボックスを色分けして表しており、合わせて画像内に存在する物体の名称を示している。先の統合解析では画像上においてバウンディングボックス内に赤い点である視線が入っているかどうかを判定したこ

とになる。

### 3.3 データの同期

視線データは 100 Hz、物体検出データは 25 Hz とサンプリング周波数が異なるため、タイムスタンプに基づく同期処理を行った。各視線データのタイムスタンプに対し、時間的に直前にある物体検出フレームを結合した。この際、物体データの更新間隔である 0.04 秒 (40 ms) を許容誤差として設定した。

### 3.4 視線の対象判定

同期されたデータにおいて、視線座標 ( $X_{gaze}, Y_{gaze}$ ) が、検出された物体のバウンディングボックス領域 ( $X_{left}, Y_{top}$ ) ~ ( $X_{right}, Y_{bottom}$ ) の内部に含まれる場合を、その物体を見ていると定義した。なお、バウンディングが重複する場合、物体の大きさが小さいボールを優先し、他の物体に関してはバウンディングボックスの中心に近いものを割り当てた。

## 4. 分析方法

統合解析を行ったデータから、視線探索行動の特性を表す指標として視線の滞在時間 (Dwell Time) を算出した。

### 4.1 Dwell Time の定義

同一の対象物に対する視線が連続している区間を Dwell Time とした。無意識的な視線の通過やノイズを除外し、意図的に見ていたもののみを対象とするため、継続時間が 0.1 秒 (100 ms) 以上を解析対象とした。

### 4.2 グループ化と集計

抽出した Dwell Time のデータを以下の変数に基づいてグループ化した。

- ・ポジション：アラ、ゴレイロ、ピポォ、フィクソ
- ・パス成功率：A (95 % ~, n=5), B (90 ~ 95 %, n=11), C (~90 %, n=4)

パス成功率については俯瞰映像を元に 1 計測ごとに算出しており、同じプレイヤーでもセッションによって異なるグループに割り振られているケースがある。なお、ポジションとパス成功率には表 2 のような関係がある。Group A にはアラとフィクソが、Group B にはアラ、ピポォ、フィクソが、Group C にはゴレイロとフィクソが含まれる。

表 2 ポジション別パス成功率

	平均	最小	最大
アラ	94.4	90	98
ゴレイロ	79.5	72	88
ピポォ	89.5	88	91
フィクソ	94.5	91	98

### 4.3 分析対象カテゴリ

物体検出モデルで分類したオブジェクトを3つのカテゴリに集約して分析を行った。ball, defender については3.1項と同様で、team というカテゴリには自分以外の保持側選手（自分以外の3色）を集約した。

### 4.4 仮設検定

Dwell Time の分布は正規分布に従わない傾向を示したため、群間の比較にはノンパラメトリック検定を用いた。なお、平均値は外れ値に引っ張られることから中央値を用いて比較した。3群以上の比較（ポジション間、パス成功率グループ間）には Kruskal-Wallis 検定を使用した。ここで有意差が認められた場合は事後検定として、Bonferroni 補正を適用した Mann-Whitney U 検定を実施し、ペアごとの有意差を確認した。なおすべての検定において、有意水準は  $p < 0.05$  とした。

## 5. 結果

3つのターゲット (ball, defender, team) に対する Dwell Time について、ポジション別および成功率別に比較検討を行った。箱ひげ図を用いた全体的な傾向の確認および統計検定の結果、ball および defender への注視時間については、統計的に有意な差は認められなかった ( $p > 0.05$ )。一方で、team への注視時間については、ポジション間 ( $p < 0.001$ ) および成功率グループ間 ( $p < 0.001$ ) で有意な差が認められた。このため、本節では有意差が確認された team については、事後検定を行うとともに密度ヒストグラムを用いてその特性を示す。なお、箱ひげ図による可視化においては、主要なデータ分布の比較を容易にするため、四分位範囲 (IQR) の 1.5 倍を超える統計的な外れ値の描画を省略しており、平均値を点でプロットしている。

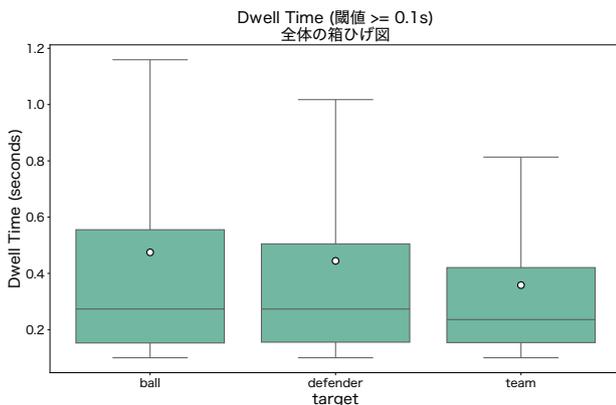


図 3 全体の Dwell Time の分布

### 5.1 全体の傾向

全体の Dwell Time の分布を図 3 (箱ひげ図) に示す。全

体として ball, defender, team の順に Dwell Time が長い傾向にある。

### 5.2 ポジションによる比較

ポジション別の全体の Dwell Time の分布を図 4 (箱ひげ図) に、team については図 5 (ヒストグラム) に示す。事後検定の結果、アラの team への注視時間は他のポジションの選手と比較して有意に短いことが示された (vs. ゴレイロ:  $p < 0.001$ , vs. ピボォ:  $p = 0.006$ )。ヒストグラムにおいてもアラ (緑色) の分布は左側 (短時間側) に偏っており、他のポジションのような広がりを持たない形状になっている。一方、ball については中央値では有意な差は見られなかったものの、箱ひげ図で見るとポジション間で差があり、ゴレイロ、ピボォで短い傾向にあり、team と対称的なグラフになっている。また、defender については比較的同じような傾向になっている。

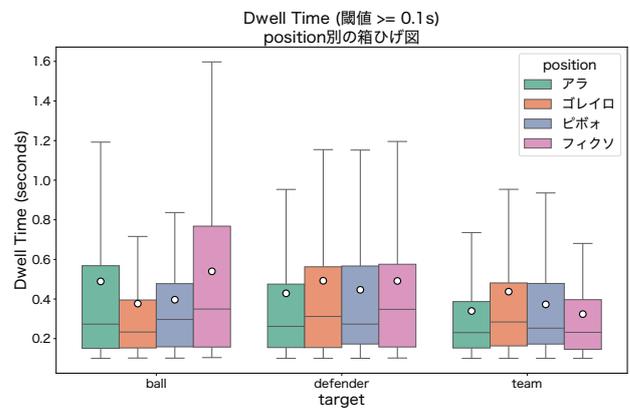


図 4 ポジション別 Dwell Time の分布 (全体)

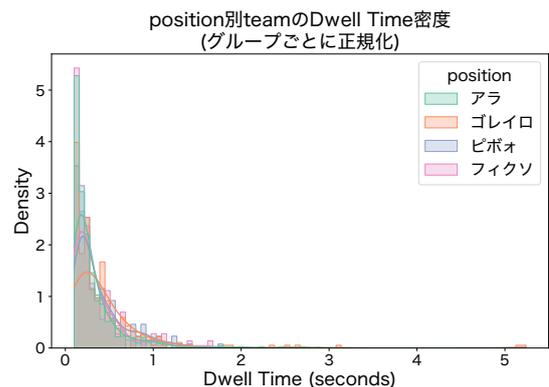


図 5 ポジション別 Dwell Time の分布 (team)

### 5.3 成功率による比較

成功率 (success rate) 別の全体の Dwell Time の分布を図 6 (箱ひげ図) に、team については図 7 (ヒストグラム) に示す。事後検定において Group C は Group A, B と比

較して有意に長い team への注視時間を示した (A, B ともに  $p < 0.001$ )。ヒストグラムを参照すると, Group C (青色) は比較的緩やかなグラフになっており, A や B よりも中長時間の頻度が高い。一方, ball については有意な差は見られなかったものの, A, B, C の順で高くなっており, team と対照的なグラフになっている。また, defender についてはやや B が低い傾向になっている。

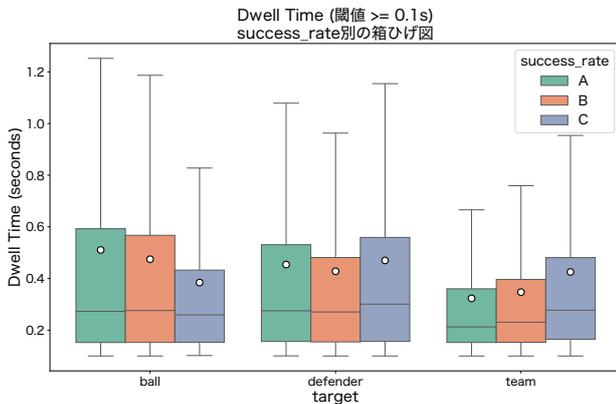


図 6 成功率別 Dwell Time の分布 (全体)

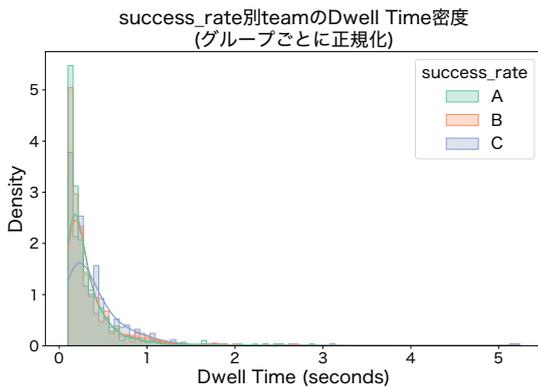


図 7 成功率別 Dwell Time の分布 (team)

## 6. 考察

### 6.1 ポジションと Dwell Time の関係

ポジション間における視線の味方への滞在時間の差異は, 各ポジションに求められる役割を反映している可能性がある。ゴレイロが最も長い注視時間を示したのは, その役割が単なるパスだけではなく, 最後尾で味方のポジショニング全体を把握するため, スキャンングよりも比較的長い滞在時間が必要だったと考えられる。一方で, アラが最も短い滞在時間を示したことは, 他のポジションに比べて攻守の切り替えにおけるスピードが求められるため, 常にボール・敵・味方と頻繁にみる対象を切り替える必要があり, 素早い周囲のスキャンングを行っている可能性がある。

また, スキャンングの特性と足元のスキルの優劣とは相

互に関連していることも推察される (すなわち足元が上手ければ, スキャンングにリソースが割ける)。実際にポジションごとの Dwell Time の傾向が見られたのと併せて, ポジションごとのパス成功率にも違いが見られる。「ポジションごとの視覚探索の違い」と「ポジションの役割」, 「パスの成功率」は相互に関係しあっている可能性がある。

なお, あくまで Rond 練習におけるデータであり, 本計測ではポジションによってサンプル数に差があるため, さらなる検討が必要である。

### 6.2 パフォーマンスと Dwell Time の関係

成功率が低い Group C において Team への Dwell Time が有意に長く, 逆に成功率の高い Group A では短かった。このことから, 上位群 (Group A) では, より ball に注目する傾向があり, team へは位置関係を素早く同定するスキャンングにより, 最小限の滞在時間で判断を完了し, 次の対象へ視線を移行させている可能性がある。一方, 下位群 (Group C) では彼らが意図的に味方をよく見ているのではなく, ボール保持に対する余裕のなさから生じた ball からの視線のドロップである可能性が考えられる。ボールコントロールや状況認識が不十分であると, リソースの多くを身体操作に割かれ, 視野を広く保つことが困難になる。その結果, 本来見るべき ball そのものに安定した視線を維持できず, 視野に入りやすい味方や敵に視線が吸い寄せられた可能性がある。しかしながら, シーンごとに切り分けたデータではなく, グループによってサンプル数に差があるため, さらなる分析と検討が必要である。

### 6.3 ボールとディフェンダー

ball および defender への Dwell Time に, ポジションやパス成功率による統計的な有意差が認められなかったことから, フットサルにおいて, ボールの制御や相手の位置の把握は共通の課題であると考えられる。パス成功率を決定づける要因は, 誰もが見るべきボールの見方ではなく, 選択の自由度が高い味方をいかに効率的に探索するかという点である可能性がある。

## 7. 終わりに

本研究では, アイトラッカーによる視線計測と物体検出技術を用い, フットサルの Rond 練習における視線行動を定量化した。分析の結果, 味方への視線の滞在時間には有意差が認められ, パス成功率の高い選手は短時間で探索していた一方, 成功率の低い選手は視線が長く滞留する傾向にあった。そのため, パフォーマンス向上には味方を長く見るのではなく, 素早いスキャンング能力の育成が必要である可能性がある。今後は, パス・レシーブなどイベント単位での分析や, 自分がパスに参加している時, ないしは自分以外の味方同士でパスをしている時などシーン単位

での詳細な分析が必要である。

**謝辞** 本研究は、大阪成蹊大学学内共同研究費の支援を受けたものである。また、本研究に協力いただきました、実験参加者の皆さん、びわこ成蹊スポーツ大学の山田庸 教授ならびに大阪成蹊大学データサイエンス学部の自主ゼミのメンバーの皆さんに謝意を表します。

## 参考文献

- [1] Hunter AH, Smith N, Santiago PRP, Wilson RS. Visual Scanning and Technique Improve Performance in a Standardized Soccer Passing Task. *Applied Sciences*, 15(20):11045, (2025).
- [2] Aksum, K. M., Brotangen, L., Bjørndal, C. T., Magnaguagno, L., Jordet, G. Scanning activity of elite football players in 11 vs. 11 match play: An eye-tracking analysis on the duration and visual information of scanning. *Plos one*, 16(8), e0244118, (2021).
- [3] de Oliveira, T. A. C., Davids, K., Denardi, R. A., Zalla, S., Corrêa, U. C. Interpersonal coordination tendencies and perception of visual information for decision-making in futsal. *Psychology of sport and exercise*, 66, 102403, (2023).
- [4] Oppici, L., Panchuk, D., Serpiello, F. R., Farrow, D. Long-term practice with domain-specific task constraints influences perceptual skills. *Frontiers in psychology*, 8, 1387, (2017).
- [5] Kredel, R., Vater, C., Klostermann, A., Hossner, E. J. Eye-tracking technology and the dynamics of natural gaze behavior in sports: A systematic review of 40 years of research. *Frontiers in psychology*, 8, 287392, (2017).
- [6] Kredel, R., Hernandez, J., Hossner, E. J., Zahno, S. Eye-tracking technology and the dynamics of natural gaze behavior in sports: an update 2016–2022. *Frontiers in Psychology*, 14, 1130051, (2023).
- [7] Dwyer, B. and Nelson, J. and Hansen, T., others. Roboflow (Version 1.0) [Software], <https://roboflow.com>,(accessed 2025-12-20), (2022).
- [8] Jocher, G., Qiu, J. Ultralytics YOLOv11, <https://github.com/ultralytics/ultralytics>, (2024).
- [9] Lin, T.-Y., Maire, M., Belongie, S., Hays, J., Perona, P., Ramanan, D., Dollár, P., Zitnick, C.L. Microsoft COCO: Common Objects in Context, *European Conference on Computer Vision (ECCV)*, pp. 740–755 (2014).