

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Landasan Teori

2.1.1 Futsal

Futsal adalah varian dari sepak bola yang dimainkan di lapangan yang lebih kecil dan umumnya dilakukan di dalam ruangan (*indoor*). Permainan ini dimainkan oleh dua tim, di mana masing-masing tim terdiri dari lima pemain, termasuk satu penjaga gawang (FIFA, 2026). Berbeda dengan sepak bola lapangan besar, futsal menggunakan bola ukuran 4 yang lebih berat dan memiliki daya pantul lebih rendah. Hal ini dirancang untuk mendukung permainan yang mengandalkan umpan-umpan pendek yang cepat dan pengendalian bola jarak dekat (Moore dkk., 2014).

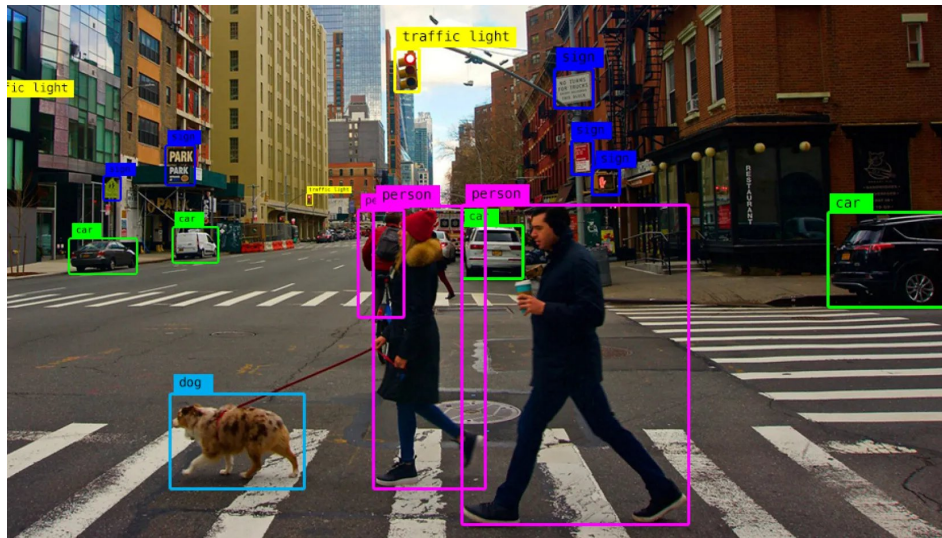


Gambar 2. 1 Futsal

Pada Gambar 2.1 (Wikipedia, 2025) enunjukkan permainan futsal yang menuntut kombinasi keterampilan individu tingkat tinggi, kelincahan, dan transisi yang sangat cepat. Karena ukuran lapangan yang sempit, intensitas pertemuan antar pemain menjadi sangat tinggi. Dalam konteks taktik, durasi penguasaan bola merupakan salah satu metrik yang krusial dalam evaluasi taktik olahraga futsal. Waktu penguasaan bola diketahui memiliki korelasi yang kuat terhadap cara pemain melakukan pencarian visual, yang pada akhirnya menentukan kualitas pengambilan keputusan saat melakukan tembakan ke gawang (Corrêa dkk., 2020).

2.1.2 Deteksi Objek (Object Detection)

Deteksi objek adalah sebuah tugas fundamental dalam *computer vision* yang bertujuan untuk mengidentifikasi keberadaan, menentukan lokasi, serta mengklasifikasikan satu atau lebih objek di dalam sebuah gambar atau video (Aningtiyas dkk., 2020). Berbeda dengan klasifikasi gambar yang hanya memberi label pada keseluruhan gambar, deteksi objek memberikan *output* yang lebih detail berupa kotak pembatas (*bounding box*) beserta nilai probabilitas (*confidence score*) di sekitar objek yang terdeteksi.

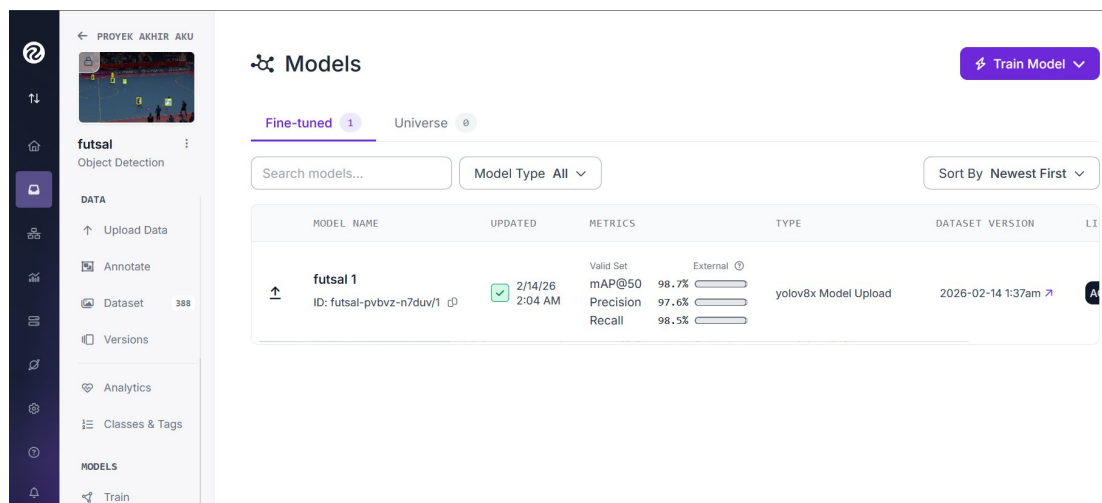


Gambar 2. 2 Deteksi Objek

Gambar 2.2 (Yse, 2024), merupakan contoh penerapan deteksi objek yang memberikan *bounding box* beserta label klasifikasi pada berbagai entitas secara bersamaan. Pada penelitian ini, deteksi objek digunakan untuk mengekstrak informasi dari rekaman video pertandingan futsal secara otomatis. Model akan mengenali posisi setiap pemain, kiper, dan bola pada setiap frame. Akurasi dari deteksi objek ini sangat menentukan kualitas hasil akhir, karena koordinat posisi akan menjadi data masukan utama untuk pelacakan objek dan penghitungan *ball possession*.

2.1.3 Roboflow

Roboflow merupakan sebuah *platform* yang dirancang untuk membantu membangun model *computer vision* lebih cepat dan efisien. Platform roboflow menyediakan wadah untuk menyederhanakan alur kerja *machine learning*, mulai dari pengumpulan dan pengorganisasian dataset, anotasi kelas objek, hingga augmentasi data. Tujuan utama Roboflow adalah mempercepat proses dari pengumpulan data mentah hingga menghasilkan model *computer vision* yang siap pakai (Roboflow, 2024).



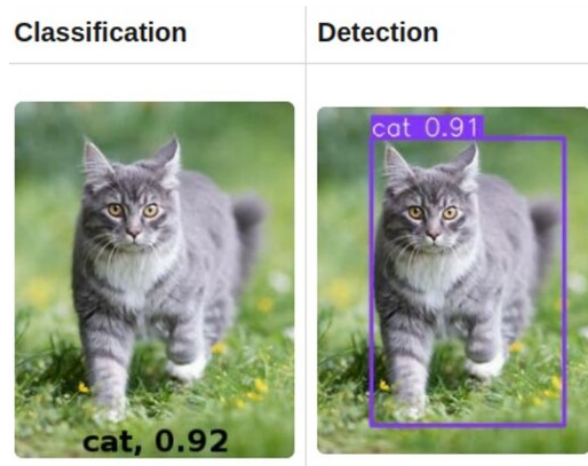
Gambar 2. 3 Roboflow Dashboard

Seperti yang ditunjukkan pada gambar 2.3 (Roboflow, 2025) Roboflow digunakan dalam tahap persiapan data. Platform ini dimanfaatkan untuk dua fungsi utama: pertama, untuk mengumpulkan dataset gambar pertandingan futsal yang tersedia secara publik melalui fitur Roboflow Universe. Kedua, platform ini digunakan untuk melakukan anotasi data, yaitu proses melabeli objek-objek yang menjadi fokus penelitian, seperti pemain, dan bola pada setiap gambar. Dataset yang telah disiapkan dan dianotasi menggunakan Roboflow inilah yang kemudian menjadi masukan utama untuk melatih model deteksi objek.

2.1.4 YOLO

You Only Look Once (YOLO) merupakan algoritma deteksi objek *state-of-the-art* berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) yang memprediksi koordinat *bounding box* dan probabilitas kelas secara simultan dalam satu kali proses inferensi (*single pass*). Pendekatan *single-stage detector* ini membuat

YOLO sangat unggul dalam kecepatan pemrosesan (*real-time processing*) tanpa mengorbankan tingkat akurasi (Ultralytics, 2023).



Gambar 2. 4 Ilustrasi Hasil Deteksi Objek Berbasis *Bounding Box* pada YOLO

Pada tugas deteksi objek, YOLO bekerja dengan membagi citra input ke dalam *grid* dan memprediksi kotak pembatas (*bounding box*) di sekitar objek target beserta nilai keyakinan (*confidence score*), seperti diilustrasikan pada Gambar 2.4. Fitur deteksi berbasis *bounding box* ini menjadi komponen utama dalam penelitian ini untuk mengidentifikasi serta melokalisasi posisi pemain dan bola secara dinamis pada setiap *frame* video futsal.

2.1.5 Pelacakan Objek (*Object Tracking*)

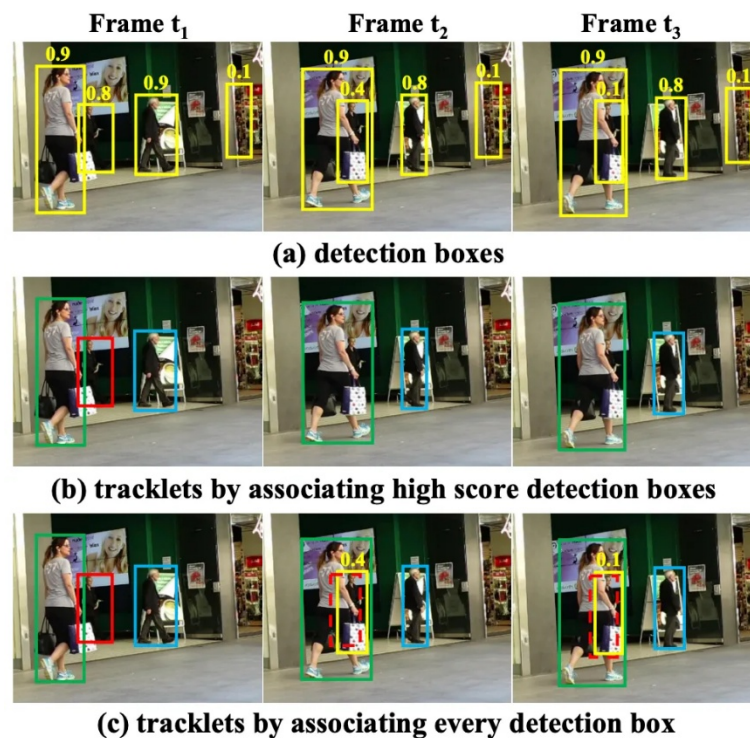
Setelah objek terdeteksi, pelacakan objek bertugas mengikuti posisi objek yang sama dari satu *frame* ke *frame* berikutnya. Hal ini penting agar sistem dapat memahami bagaimana objek berpindah selama durasi video dan menjaga identitasnya secara konsisten meskipun terdapat tumpang tindih (*occlusion*) atau perubahan sudut pandang (Zhang dkk., 2022).

Dalam konteks analisis pertandingan futsal, pelacakan objek sangat vital. Karena sistem perlu menghitung akumulasi waktu *ball possession*, sistem harus memiliki "ingatan" tentang identitas pemain yang sedang menguasai bola di frame saat ini, agar tidak tertukar dengan pemain lain yang berlari menyilang di depannya pada frame berikutnya.

2.1.6 ByteTrack

ByteTrack merupakan algoritma pelacakan multi-objek yang

menggabungkan deteksi dengan *confidence* tinggi maupun rendah, selama keduanya menunjukkan konsistensi spasial yang stabil. Cara ini membuat ByteTrack lebih tahan terhadap kehilangan deteksi sementara dan memberikan hasil pelacakan yang stabil, walaupun pada adegan yang padat dan rawan oklusi seperti pada pertandingan futsal (Zhang dkk., 2022).



Gambar 2. 5 Occlusion pada ByteTrack

Pada gambar 2.5 (Datature, 2025) ByteTrack mengatasi masalah oklusi dengan memanfaatkan deteksi berskor rendah untuk menutupi celah, selama objek tersebut menunjukkan konsistensi spasial yang stabil. Pendekatan ini membuat ByteTrack sangat ideal untuk diterapkan pada video futsal, di mana ruang lapangan yang sempit menyebabkan pemain sering berkumpul, bertabrakan secara visual, atau menutupi pergerakan bola.

2.1.7 Penguasaan Bola (Ball Possesion) dan Jarak Euclidean

Penguasaan bola adalah metrik statistik dalam olahraga invasi yang mengukur persentase atau durasi waktu sebuah tim mengendalikan bola secara aktif dibandingkan dengan tim lawan. Secara tradisional, perhitungan ini dilakukan melalui pengamatan visual oleh manusia menggunakan pencatat waktu (Fadhlan dkk., 2021).

Dalam sistem komputasional, estimasi penguasaan bola dapat ditentukan berdasarkan pendekatan spasial, yaitu dengan mengukur kedekatan antara objek bola dan pemain terdekat. Perhitungan jarak ini dilakukan menggunakan rumus Jarak Euclidean pada titik koordinat piksel dalam frame (Pratama, 2024). Jika titik pusat kotak pembatas pemain adalah (x_1, y_1) dan titik pusat kotak pembatas bola adalah (x_2, y_2) , maka jarak d dihitung menggunakan Persamaan 3-1.

$$d = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \quad 3-1$$

dimana

- d : Jarak antara objek pemain dan bola dalam piksel
- x_1, y_1 : Koordinat titik *bounding box* pada kaki pemain
- x_2, y_2 : Koordinat titik pusat *bounding box* bola

Pipeline juga akan menetapkan batas toleransi jarak (threshold). Jika nilai d antara bola dan seorang pemain lebih kecil dari batas toleransi tersebut selama sekian frame berturut-turut, maka pemain tersebut dan timnya dianggap sedang menguasai bola. Akumulasi kepemilikan bola pada setiap frame inilah yang kemudian dikonversi menjadi persentase total *ball possession* di akhir video.

2.1.8 Metrik Evaluasi: *Precision*, *Recall*, dan *mAP*

Untuk mengukur keandalan model deteksi objek YOLO, digunakan metrik standar evaluasi performa klasifikasi dan pelokalan, yaitu *Precision*, *Recall*, dan *mAP* (*mean Average Precision*) (Pratama, 2024).

1) *Precision*

Precision mengukur tingkat akurasi dari hasil deteksi positif yang dibuat oleh model. Metrik ini menjawab pertanyaan: "Dari semua objek yang dideteksi sebagai 'bola', berapa persen yang benar-benar bola?". Dalam penelitian ini, nilai *precision* yang tinggi menandakan bahwa model jarang melakukan kesalahan identifikasi seperti salah mendeteksi bagian sepatu pemain sebagai bola.

2) *Recall*

Recall mengukur tingkat kelengkapan atau sensitivitas model, yang menjawab pertanyaan: "Dari semua bola yang seharusnya ada di lapangan, berapa persen yang berhasil ditemukan oleh model?". *Recall* yang tinggi sangat penting agar tidak kehilangan jejak bola saat menghitung durasi possession.

3) mAP

mAP(*mean Average Precision*) adalah rata-rata presisi dari seluruh kelas objek pada berbagai tingkat ambang batas *Intersection over Union* (IoU). mAP memberikan gambaran komprehensif mengenai seberapa baik model dalam mendeteksi dan menempatkan *bounding box* secara tepat pada objek.

2.2 Penelitian Terdahulu

Penelitian oleh Pratama (2024) mengembangkan sistem perhitungan ball possession dalam video pertandingan sepak bola menggunakan YOLOv8. Model ini berhasil mencapai precision sebesar 96,47% dan recall 84,64%. Meskipun fokus penelitian tersebut sudah mengarah pada penguasaan bola dan menunjukkan bahwa YOLOv8 mampu mendeteksi objek dinamis secara akurat, pengujian tersebut dilakukan pada pertandingan sepak bola lapangan besar. Oleh karena itu, efektivitas model tersebut belum dikontekstualisasikan pada dinamika permainan futsal yang memiliki pergerakan lebih cepat dan lapangan yang lebih sempit.

Penelitian oleh Begmatov dkk. (2024) yang secara spesifik berfokus pada deteksi posisi pemain dan bola dalam rekaman video olahraga futsal. Studi tersebut mengimplementasikan arsitektur model YOLOv8 untuk ekstraksi fitur objek dan algoritma ByteTrack untuk mempertahankan identitas pelacakan antar frame. Meskipun pendekatan teknologi dan lingkungan pengujian penelitian ini relevan, ruang lingkup studinya masih sebatas pada deteksi dan pelacakan objek. Oleh karena itu, terdapat gap penelitian yang dapat dikembangkan, yaitu belum menghasilkan perhitungan persentase penguasaan bola.

Mudzopar dan Wiharko (2023) menerapkan YOLOv5 untuk mendeteksi pelanggaran offside dalam pertandingan sepak bola. Sistem yang dikembangkan mampu mengidentifikasi posisi pemain dengan tingkat akurasi yang tinggi. Akan tetapi, penelitian ini hanya fokus pada posisi statis pemain dan belum melakukan pelacakan objek antar-frame maupun menganalisis interaksi jarak antara pemain

dan bola untuk perhitungan penguasaan bola.

Khabibullah dkk. (2025) mengintegrasikan YOLOv8 dengan algoritma DeepSORT untuk melacak pemain sepak bola. Penelitian ini berhasil melacak pemain dengan akurasi yang tinggi dan hasil yang stabil dalam video pertandingan. Penelitian ini relevan sebagai dasar pengembangan sistem deteksi dan pelacakan, namun algoritma DeepSORT memiliki beban komputasi yang relatif lebih berat dibandingkan algoritma modern seperti ByteTrack, dan implementasinya masih terbatas pada lingkup sepak bola.

Narayanan dkk. (2024) menggabungkan YOLOv8 dan ByteTrack untuk mendeteksi pemain dalam pertandingan sepak bola. Penelitian ini menyoroti pentingnya deteksi dan pelacakan objek sebagai dasar untuk memahami distribusi penguasaan bola antarpemain dan tim. Meskipun pendekatan arsitektur yang digunakan sangat relevan, studi ini masih berfokus pada sepak bola lapangan besar. Hal ini membuka peluang untuk menguji dan menerapkan kombinasi algoritma yang sama pada tantangan visual yang berbeda, yaitu olahraga futsal.

Berdasarkan tinjauan penelitian terdahulu, sebagian besar studi masih menjadikan YOLOv8 sebagai arsitektur tunggal dalam penyelesaian masalah pelacakan olahraga, dan mayoritas pengujiannya dilakukan pada ekosistem sepak bola lapangan besar (Pratama, 2024; Khabibullah dkk., 2025; Narayanan dkk., 2024). Oleh karena itu, perbedaan utama dari penelitian ini terletak pada dua aspek. Pertama, implementasi difokuskan untuk mengekstraksi metrik penguasaan bola pada lingkungan olahraga futsal dengan tantangan visual dan tingkat oklusi yang tinggi. Kedua, penelitian ini melakukan komparasi antara YOLOv8 dan YOLOv11. Jika penelitian oleh Begmatov dkk. (2024) membuktikan bahwa YOLOv8 cukup andal sebagai *baseline* di lapangan futsal, penelitian ini menguji apakah model YOLOv11 mampu memberikan efisiensi dan akurasi yang lebih. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat mengisi *gap* literatur dengan menemukan kombinasi algoritma deteksi dan pelacakan ByteTrack yang paling optimal untuk mengotomatisasi statistik futsal.

Tabel 2. 1 Ringkasan Penelitian Terdahulu

Peneliti	Studi Kasus	Teknologi	Gap
(Begmatov dkk., 2024)	Deteksi posisi pemain dan bola	YOLOv8 + ByteTrack	Relevan dalam hal deteksi objek pada

Peneliti	Studi Kasus	Teknologi	Gap
	pada rekaman video olahraga futsal.		rekaman futsal. Namun tidak melibatkan ball possession.
(Pratama, 2024)	Penghitungan ball possession pada sepak bola	YOLOv8	Relevan dalam hal deteksi dan pelacakan, namun fokus pada pertandingan sepak bola.
(Mudzopar, 2023)	Deteksi posisi pemain untuk deteksi offside	YOLOv5	Relevan pada deteksi pemain, namun fokus pada sepak bola dan tidak melibatkan ball possession.
(Khabibullah dkk., 2025)	Pelacakan pemain dalam video pertandingan sepak bola	YOLOv8 + DeepSORT	Menjadi dasar pelacakan objek, namun algoritma DeepSORT memiliki komputasi lebih berat dibanding ByteTrack, dan studi kasus masih terbatas pada sepak bola.
(Narayanan dkk., 2024)	Deteksi dan pelacakan pemain untuk analisis penguasaan bola	YOLOv8 + BYTETTrack	Sangat relevan secara arsitektur teknologi, namun implementasi dan pengujiannya belum menyentuh pada olahraga futsal.