

# BAB 1 PENDAHULUAN

## 1.1. Latar Belakang

Dalam era teknologi saat ini, analisis video pertandingan sepak bola menjadi peran penting dalam strategi dan pemahaman permainan. Kemajuan visi komputer memungkinkan otomatisasi analisis ini dengan lebih cepat dan akurat, mengurangi kebutuhan anotasi manual yang rentan kesalahan. Teknologi berbasis *deep learning* telah mencapai akurasi deteksi hingga 97.14% dalam melacak dan mengklasifikasikan kejadian penting, seperti gol atau pelanggaran [1], [2], [3], [4]. Sistem analitik visual yang mengintegrasikan rekaman video dengan data gerakan telah dikembangkan untuk memberikan wawasan yang lebih mendalam tentang perilaku tim dan pemain [5]. Meskipun banyak kemajuan, tantangan seperti pengumpulan data dan pelabelan yang rumit masih ada, terutama dalam olahraga tim di mana satu aksi dapat melibatkan banyak pemain [6].

Penelitian ini memunculkan usulan metode otomisasi untuk memudahkan pelabelan pada data video pertandingan sepak bola di mana melibatkan banyak objek seperti pemain, wasit, dan bola. *You Only Look Once* (YOLO) adalah model deteksi objek yang sangat canggih dan banyak digunakan dalam berbagai aplikasi, termasuk dalam analisis pertandingan sepak bola [1], [7]. Model ini memiliki kemampuan untuk mendeteksi objek secara *real-time*, yang sangat penting dalam konteks pertandingan olahraga yang dinamis [8]. YOLO telah mengalami berbagai iterasi dengan peningkatan signifikan dalam setiap versinya [7], [8]. YOLOv5 telah diterapkan dalam deteksi bola sepak, sementara YOLOv7 menawarkan peningkatan signifikan dalam kecepatan dan akurasi deteksi pemain dan bola secara *real-time* [7], [8], [9], [10], [11]. Model terbaru, YOLOv8, dikembangkan oleh Ultralytics untuk meningkatkan performa deteksi objek [12]. Studi sebelumnya menunjukkan bahwa YOLOv8, dengan mekanisme perhatian global dan struktur deteksi P2, mampu mendeteksi gestur wasit dengan presisi 89.3% dan recall 88.9% [13], serta mendeteksi objek bergerak dengan akurasi 90% dan mAP 90% [14]. Pada 2024, YOLOv8 telah digunakan untuk mendeteksi dan melacak pergerakan pemain dalam pertandingan sepak bola menggunakan kamera *fisheye* resolusi tinggi, menunjukkan analisis yang lebih akurat [15].

Meskipun YOLOv8 memberikan keunggulan dalam deteksi objek, pelatihan model secara *end-to-end* memerlukan dataset besar dan waktu pelatihan yang lama. *Transfer Learning* menjadi solusi untuk meningkatkan kinerja deteksi meskipun dengan data terbatas [16]. Penelitian sebelumnya, menunjukkan bahwa kombinasi ResNet-50 dan YOLO dapat mencapai tingkat deteksi 84% dan presisi 97% menggunakan *dataset Leeds Sports Pose* [16]. Penerapan *transfer learning* dalam YOLO telah meningkatkan akurasi deteksi dalam berbagai situasi, termasuk kondisi *occlusion* [17].

Roboflow juga menjadi platform yang mendukung anotasi dan pengolahan dataset untuk deteksi objek, serta memungkinkan integrasi mudah dengan YOLOv8 [18]. Dengan empat modul utama yaitu pemrosesan data, pengembangan algoritma, pengujian, dan adaptasi aplikasi, Roboflow membantu dalam pengembangan sistem analisis video yang efisien [19].

Selain deteksi objek, klasifikasi *event* dalam video sepak bola memerlukan model yang dapat memahami urutan kejadian. Model *Long Short-Term Memory* (LSTM) efektif dalam menangkap informasi temporal untuk mengklasifikasikan kejadian seperti percobaan gol, gol, *offside*, *penalty*, dan pelanggaran [20], [21], [22]. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa kombinasi CNN dan LSTM meningkatkan presisi dan *F1-score* dalam klasifikasi *event* sepak bola [20], [21], dan akurasi deteksi gerakan *real-time* pada studi kasus badminton mencapai lebih dari 90% [23].

Kombinasi dari *transfer learning* YOLOv8, Roboflow, dan LSTM menciptakan sebuah *pipeline* yang komprehensif untuk analisis video sepak bola yang tidak hanya meningkatkan akurasi deteksi objek tetapi juga memperdalam pemahaman tentang dinamika permainan. Penelitian ini memberikan beberapa kontribusi signifikan dalam bidang analisis video olahraga: Pertama, implementasi *transfer learning* pada YOLOv8 dengan *dataset* yang terbatas menunjukkan pendekatan efisien untuk mengadaptasi model deteksi objek ke domain spesifik pertandingan sepak bola. Kedua, pengembangan metode ekstraksi dan strukturisasi data *bounding box* yang sistematis memungkinkan representasi spasial yang efektif untuk analisis temporal. Ketiga, optimasi arsitektur LSTM untuk klasifikasi *event*

memberikan *framework* yang dapat diadaptasi untuk analisis taktis dalam olahraga tim lainnya. Terakhir, integrasi kedua model dalam *pipeline inference real-time* membuka peluang untuk aplikasi praktis dalam analisis pertandingan otomatis.

Maka, tujuan penelitian ini adalah membuat sistem otomatis yang dapat mendeteksi dan mengklasifikasikan kejadian dalam video pertandingan sepak bola menggunakan kombinasi YOLOv8 dengan *transfer learning* dan LSTM. Pendekatan ini diharapkan dapat mendorong inovasi dalam pengembangan teknologi analisis olahraga, membuka jalan bagi penelitian lebih lanjut dalam bidang *computer vision* dan *machine learning* untuk analisis pertandingan olahraga.

## 1.2. Rumusan Masalah

Pada sub bab ini, akan memaparkan pernyataan-pernyataan terkait dari tantangan yang timbul. Penelitian ini berfokus pada pengembangan sistem yang dapat mendeteksi objek dan mengklasifikasikan *event* secara otomatis menggunakan kombinasi model YOLOv8 dan LSTM. Meskipun YOLOv8 menunjukkan keunggulan dalam deteksi objek pada *frame* individu, model ini tidak memiliki kemampuan untuk memahami konteks temporal yang penting dalam mengklasifikasikan rangkaian kejadian dalam pertandingan sepak bola. Di sisi lain, LSTM memiliki potensi untuk menganalisis pola temporal dari hasil deteksi objek, namun membutuhkan data terstruktur yang tepat sebagai *input* [20].

Penelitian ini akan mengeksplorasi keefektifan pendekatan gabungan metode YOLOv8 dan LSTM dalam menangani kompleksitas video pertandingan sepak bola, termasuk oklusi, kondisi pencahayaan yang berbeda-beda, dan pergerakan pemain yang cepat. Selain itu, penelitian ini juga akan membahas efisiensi komputasi yang diperlukan untuk aplikasi *real-time*, seperti analisis pertandingan otomatis atau sistem komentar *real-time*.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini mengajukan empat pertanyaan utama. Rumusan masalah dapat disusun dalam bentuk pertanyaan sebagai berikut:

- 1) Bagaimana performa implementasi *transfer learning* pada model YOLOv8 untuk meningkatkan akurasi deteksi objek dalam video pertandingan sepak bola dengan *dataset* yang terbatas?

- 2) Bagaimana hasil ekstraksi dan strukturisasi informasi *bounding box* dari hasil deteksi YOLOv8 untuk membentuk *input* yang efektif bagi model LSTM?
- 3) Bagaimana performa model dari rancangan arsitektur LSTM untuk mengklasifikasikan sekuens kejadian dalam pertandingan sepak bola berdasarkan data temporal dari deteksi objek?
- 4) Bagaimana *output* dari hasil integrasi YOLOv8 dan LSTM menjadi *pipeline Inference* yang efisien untuk analisis video pertandingan sepak bola?

### 1.3. Tujuan dan Manfaat

Tujuan penelitian ini adalah untuk membuat sistem otomatis yang dapat mendeteksi dan mengklasifikasikan kejadian dalam video pertandingan sepak bola menggunakan kombinasi YOLOv8 dengan *transfer learning* dan LSTM. Tujuan dari pengembangan sistem ini adalah untuk mengatasi keterbatasan analisis manual yang memakan waktu dan rentan terhadap inkonsistensi. Penelitian ini bertujuan untuk mencapai akurasi deteksi objek minimal 90% untuk pemain, bola, dan wasit melalui penerapan *transfer learning* pada model YOLOv8. Selain itu, mereka ingin mengurangi kebutuhan data pelatihan yang signifikan. Penelitian ini bertujuan untuk mengoptimalkan arsitektur LSTM untuk mengidentifikasi berbagai kejadian penting dalam pertandingan sepak bola, seperti gol dan upaya mencetak gol, dengan tujuan mengekstrak dan mengorganisir informasi *bounding box* secara efisien, yang kemudian akan digunakan sebagai input untuk model LSTM. Diharapkan dengan integrasi kedua model ini, *pipeline end-to-end* akan dapat memproses video pertandingan per *frame* sambil mempertahankan klasifikasi dan akurasi yang tinggi.

Ada beberapa manfaat dari penelitian ini. Sistem yang dikembangkan akan membantu tim analis dan pelatih sepak bola dalam mengotomatisasi analisis pertandingan, yang akan menghemat banyak waktu dibandingkan dengan melakukannya secara manual. Sistem ini juga akan meningkatkan konsistensi dan objektivitas analisis pertandingan karena faktor subjektivitas manusia akan berkurang, yang pada gilirannya meningkatkan tingkat objektivitas. Dari sudut pandang teknis, penelitian ini menunjukkan integrasi yang berhasil antara model deteksi objek dan klasifikasi temporal serta kontribusi dalam pengembangan metode *transfer learning* untuk deteksi objek dalam konteks olahraga.

Tabel berikut menunjukkan hubungan antara tujuan, pengujian, dan kesimpulan:

**Tabel 1.** Tabel keterkaitan antara tujuan, pengujian, dan kesimpulan

No	Tujuan	Pengujian	Kesimpulan
1	Dapat mendeteksi seluruh objek yang ditentukan menggunakan YOLOv8 dengan <i>transfer learning</i>	Evaluasi model pada <i>dataset test</i> dengan metrik mAP dan akurasi	Tingkat akurasi yang dicapai dalam deteksi objek menggunakan <i>transfer learning</i>
2	Mengoptimalkan ekstraksi dan strukturisasi data <i>bounding box</i>	Pengujian efisiensi dan akurasi ekstraksi fitur temporal	Efektivitas metode ekstraksi dan strukturisasi data untuk <i>input</i> LSTM
3	Mengatur <i>hyperparameter</i> untuk mencapai akurasi klasifikasi <i>event</i> > 82% menggunakan LSTM	Evaluasi performa klasifikasi dengan metrik <i>precision, recall, dan F1-score</i>	Tingkat akurasi yang dicapai dalam klasifikasi kejadian menggunakan LSTM
4	Mengintegrasikan YOLOv8 dan LSTM sebagai model klasifikasi yang dapat membedakan berbagai jenis <i>event</i> seperti serangan Chelsea, serangan Liverpool, gol Chelsea, dan gol Liverpool.	Evaluasi hasil <i>pipeline inference</i> dari integrasi YOLOv8 dan LSTM	Efisiensi dan kelayakan sistem dalam mengklasifikasikan <i>event</i>

#### 1.4. Batasan Masalah

Pada penelitian ini, batasan-batasan akan membantu fokus penelitian dan memberikan kejelasan tentang ruang lingkup yang akan dicakup, antara lain:

- 1) Penelitian ini hanya berfokus pada pertandingan sepak bola dari satu sumber ,yaitu pertandingan “Chelsea vs Liverpool English Premier League 2024/2025” pada 22 Oktober 2024. Pada prediksi model atau proses inferensi, penelitian ini mencoba memproses data baru atau video di luar data *train* maupun *testing*. Namun, tetap menggunakan pertandingan dari video Chelsea vs Liverpool, hanya berbeda waktu dan kejadian secara *real-time*.
- 2) Pendeteksian objek hanya difokuskan pada kelas-kelas tertentu, di antaranya ada kelas Chelsea-Player, Liverpool-Player, Chelsea-Keeper, Liverpool-Keeper, Referee, dan Ball. Di luar kelas tersebut tidak ada lagi objek yang digunakan untuk dilatih model karena, anotasi hanya sebatas kelas-kelas yang telah disebutkan.
- 3) Pengklasifikasian *event* hanya difokuskan mengidentifikasi kejadian-kejadian setiap tim menyerang dan mencetak gol saja. Di antaranya Chelsea-Goal, Chelsea-Attack, Liverpool-Goal, dan Liverpool-Attack. Di luar *event* tersebut dikategorikan sebagai *no-event*.

### 1.5. Jadwal Pelaksanaan

Untuk menyelesaikan tugas akhir, penelitian ini merencanakan sebuah *milestone* untuk mencapai tujuan, di antaranya:

#### 1) Studi Literatur

Tahap awal dari proyek ini melibatkan tinjauan literatur yang ekstensif untuk memahami keadaan mutakhir dalam pendeteksian objek menggunakan YOLOv8, implementasi pembelajaran transfer dalam visi komputer, dan penerapan LSTM untuk klasifikasi temporal. Penelitian dasar ini sangat penting karena memberikan wawasan tentang metodologi dan teknik yang telah berhasil diterapkan dalam penelitian serupa. Dengan menganalisis literatur yang ada, saya akan mengidentifikasi metrik evaluasi yang sesuai dan mendapatkan pemahaman yang komprehensif tentang tantangan dan solusi di lapangan. Fase ini meletakkan dasar untuk tahap-tahap selanjutnya dari proyek ini, memastikan bahwa pendekatan yang dipilih bersifat inovatif dan efektif.

#### 2) Pengumpulan dan Persiapan *Dataset* Video

Setelah tinjauan literatur, fokusnya bergeser ke pengumpulan dan persiapan kumpulan data. Hal ini melibatkan pengumpulan rekaman video klip *event* dari pertandingan Chelsea vs Liverpool, yang akan menjadi sumber data utama. Dengan menggunakan Roboflow, alat anotasi yang kuat, ini bisa melabeli objek berdasarkan kelas-kelas yang ditentukan. *Dataset* kemudian akan dibagi menjadi set pelatihan, validasi, dan pengujian untuk memastikan pendekatan sistematis untuk pengembangan model. Langkah-langkah *pre-processing*, seperti augmentasi data, akan dilakukan untuk meningkatkan kemampuan generalisasi dan ketahanan model terhadap variasi kualitas video.

### 3) Implementasi *Transfer Learning* YOLOv8

Pada fase ini, penekanannya adalah pada pemanfaatan *transfer learning* untuk mengadaptasi model YOLOv8 yang telah dilatih sebelumnya ke dalam konteks video pertandingan sepak bola. Dengan memanfaatkan bobot yang telah dilatih sebelumnya, model dapat disetel dengan baik untuk mendeteksi objek secara akurat dalam lingkungan dinamis pertandingan sepak bola. Hal ini melibatkan pengaturan strategi pembelajaran *transfer* yang tepat, yang mungkin termasuk menyesuaikan tingkat pembelajaran dan memilih lapisan yang relevan untuk penyempurnaan. Kinerja model akan dievaluasi menggunakan metrik seperti *mean average precision* (mAP) untuk memastikan model memenuhi ambang batas akurasi yang diinginkan.

### 4) Pengembangan Model LSTM

Tahap selanjutnya adalah mengembangkan model LSTM untuk mengklasifikasikan kejadian temporal berdasarkan fitur yang diekstrak dari deteksi YOLOv8. Hal ini membutuhkan perancangan arsitektur LSTM yang dapat secara efektif menangkap dinamika temporal dari *event* pada pertandingan. Model ini akan dilatih pada urutan temporal yang dihasilkan dari output YOLOv8, dan optimasi hyperparameter akan dilakukan untuk meningkatkan kinerjanya. Tujuannya adalah agar LSTM dapat mengenali pola kejadian yang kompleks, seperti gol dan upaya menyerang, dengan belajar dari data yang berurutan.

5) Integrasi Model YOLOv8 dan LSTM pada *Pipeline Inference*

Selama fase ini, model YOLOv8 dan LSTM akan diintegrasikan ke dalam sistem yang kohesif. *Pipeline end-to-end* akan dioptimalkan untuk memastikan pemrosesan yang lancar dan efisien. Hal ini mungkin melibatkan penyempurnaan aliran data antara model, mengoptimalkan sumber daya komputasi, dan mengatasi hambatan yang muncul selama integrasi. Pengujian komprehensif akan dilakukan untuk memvalidasi kinerja sistem dan memastikannya memenuhi tujuan penelitian.

6) Pengujian dan Evaluasi

Fase terakhir meliputi pengujian dan evaluasi menyeluruh terhadap sistem yang telah diintegrasikan. Hal ini termasuk membandingkan kinerja sistem dengan garis dasar yang telah ditetapkan, menganalisis hasil untuk menilai efektivitasnya, dan mendokumentasikan temuan. Evaluasi akan mencakup aspek-aspek seperti akurasi, efisiensi komputasi, dan kemampuan memprediksi data baru. Fase ini juga melibatkan persiapan laporan penelitian, yang akan merinci metodologi yang digunakan, hasil yang diperoleh, dan analisis yang dilakukan selama penelitian berlangsung.

7) Penyusunan Laporan

Selama proyek berlangsung, persiapan laporan penelitian merupakan tugas yang berkelanjutan. Hal ini mencakup pendokumentasian metodologi, rincian pelaksanaan, dan hasil dengan cara yang jelas dan ringkas. Laporan ini akan direvisi dan disempurnakan secara berulang untuk memastikan bahwa laporan ini secara komprehensif mencakup ruang lingkup dan kontribusi penelitian. Dokumentasi akhir akan diselesaikan pada akhir penelitian, memberikan catatan komprehensif tentang pekerjaan yang dilakukan.

**Tabel 2.** Jadwal Pelaksanaan Tugas Akhir

No.	Deskripsi Tahapan	Bulan 1	Bulan 2	Bulan 3	Bulan 4	Bulan 5	Bulan 6
1	Studi Literatur						

2	Pengumpulan Data dan Persiapan <i>Dataset</i> Video						
3	Implementasi <i>Transfer Learning</i> YOLOv8						
4	Pengembangan Model LSTM						
5	Pembuatan <i>Pipeline Inference</i>						
6	Pengujian dan Evaluasi						
7	Penyusunan Laporan/Buku TA						