

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Brawlhalla adalah game pertarungan platform (platform fighter) 2D gratis yang dikembangkan oleh Blue Mammoth Games dan diterbitkan oleh Ubisoft untuk berbagai platform perangkat [1]. Game ini pertama kali dirilis sebagai bagian dari Steam Early Access pada 30 April 2014, dilanjutkan dengan open beta pada November 2015, sebelum akhirnya dirilis secara penuh dan global pada 17 Oktober 2017 untuk Microsoft Windows, macOS, dan PlayStation 4 [1]. Ubisoft kemudian mengakuisisi Brawlhalla pada 5 Maret 2018, dan sejak itu game ini terus dikembangkan lintas platform, termasuk Xbox dan Nintendo Switch pada November 2018, serta versi mobile untuk iOS dan Android pada Agustus 2020 [1]. Dalam sebagian besar mode permainannya, tujuan utama pemain adalah menjatuhkan lawan ke salah satu dari empat area di luar batas visual peta yang disebut blastzone, mirip dengan mekanisme dalam Super Smash Bros. Hal ini dapat dicapai dengan menyerang lawan hingga terdorong ke blastzone, atau dengan mencegah mereka kembali ke panggung sehingga gravitasi menarik mereka ke blastzone bawah.

Brawlhalla dipilih sebagai objek penelitian karena karakteristiknya sebagai game pertarungan 2D side-scrolling dengan perspektif kamera yang stabil dan tidak berubah, yang memungkinkan pelacakan posisi pemain secara akurat tanpa perlu memperhitungkan proyeksi tiga dimensi atau oklusi yang rumit. Basis pemainnya yang besar dan sifat free-to-play juga menjadikan Brawlhalla sumber data yang kaya dan relevan secara nyata. Dari sekian banyak mode yang tersedia, format 1v1 dipilih secara spesifik karena mode ini menghilangkan variabel interferensi dari pemain lain, seperti dalam mode tim atau free-for-all sehingga hubungan sebab-akibat antara pergerakan individu dan hasil akhir pertandingan menjadi jauh lebih murni dan dapat diukur. Format ini juga merupakan salah satu mode yang sering dipakai dalam kompetisi esports Brawlhalla. Berdasarkan data dari Social Blade, kanal YouTube Brawlhalla Esports yang secara rutin menayangkan turnamen resmi memiliki lebih dari 3.000 video turnamen sejak tahun 2021 dan rata-rata meraih 5.000 tayangan per hari, menegaskan bahwa game ini memiliki ekosistem kompetitif yang aktif dan berkelanjutan, sehingga hasil penelitian ini memiliki keterkaitan

langsung dengan dunia nyata. Video pertandingan yang digunakan sebagai dataset dalam penelitian ini diperoleh dari kanal YouTube Brawlhalla Esports tersebut, dengan format pertandingan 1v1 sebagai fokus utama. Pendekatan spasial-temporal dipilih untuk menganalisis data yang dihasilkan, karena satu titik posisi statis (spasial) tidak memiliki makna yang cukup dalam fighting game—seorang pemain yang berada di pojok kiri belum tentu bertahan atau menyerang. Informasi esensial hanya dapat terlihat dari bagaimana posisi tersebut berubah terhadap waktu (temporal), seperti pergerakan maju untuk menyerang atau mundur untuk bertahan. Dinamika pergerakan pemain tersebut ditangkap dalam penelitian ini menggunakan arsitektur GRU, yang dirancang untuk menangkap ketergantungan jangka pendek dalam deret waktu.

Prediksi pemenang dalam pertandingan Brawlhalla memiliki relevansi praktis dalam ekosistem esports yang besar, dengan lebih dari 125 juta pemain terdaftar secara global [2] dan ekosistem turnamen yang aktif. Statistik yang mudah dipahami bagi audiens dapat disediakan oleh kemampuan memprediksi hasil pertandingan secara dini di tengah skala ekosistem tersebut, dan pengalaman menonton berpotensi ditingkatkan melalui visualisasi probabilitas kemenangan yang dinamis, sebagaimana telah diterapkan pada olahraga tradisional maupun beberapa penelitian esports lainnya [3]. Bagi pelatih dan pemain profesional, kemampuan ini—jika dikembangkan lebih lanjut, berpotensi menjadi alat bantu untuk mengidentifikasi pola pergerakan yang berkorelasi dengan kemenangan secara lebih objektif, melengkapi metode analisis manual berbasis pengamatan visual yang selama ini dominan dalam ekosistem esports. Penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi sejauh mana pola pergerakan posisional yang diekstraksi dari rekaman video pertandingan dapat digunakan untuk memprediksi hasil akhir, sehingga membuka jalan bagi pengembangan sistem analitik yang lebih terstruktur di masa depan.

Posisi pemain di dalam frame dijadikan fitur yang tidak dapat diandalkan akibat pergerakan kamera dalam video siaran pertandingan (broadcast videos) [4]. Penetapan posisi pemain yang independen dari pergeseran (pan) dan pembesaran (zoom) kamera menjadi sangat krusial, mengingat pentingnya informasi spasial untuk pelacakan. Pendekatan dua model deteksi yang saling melengkapi diadopsi dalam penelitian ini untuk mengatasi tantangan tersebut. YOLOv8 (You Only Look Once version 8) digunakan sebagai model utama untuk mendeteksi dan melacak pemain di dalam frame. Kelebihan utama YOLOv8 dibandingkan arsitektur deteksi objek lainnya adalah keseimbangan antara kecepatan dan akurasi—mampu

memproses video definisi tinggi secara real-time tanpa mengorbankan presisi deteksi, serta mendukung pelacakan multi-objek secara simultan [5]. CenterNet, di sisi lain, digunakan untuk mendeteksi titik-titik kunci stage (top_left, top_center, top_right). CenterNet adalah arsitektur anchor-free yang memprediksi titik pusat objek secara langsung melalui heatmap, kemudian meregresi ukuran dan offset dari titik tersebut [6]. Pendekatan ini sangat cocok untuk deteksi keypoint karena tidak memerlukan anchor boxes atau Non-Maximum Suppression (NMS) yang kompleks [7], sehingga lebih cepat dan akurat untuk objek-objek kecil seperti titik stage [6]. Kedua model deteksi ini—YOLOv8 untuk pemain dan CenterNet untuk stage, digabungkan sehingga koordinat posisi pemain dapat dilacak secara andal dalam kerangka acuan yang relatif terhadap stage (world coordinates). Stage yang terdeteksi berfungsi sebagai referensi geometris statis yang mengoreksi efek zoom dan pergeseran kamera, sehingga posisi pemain yang diperoleh menjadi stabil dan independen terhadap gerakan kamera—sebuah prasyarat penting untuk analisis spasial-temporal yang akurat.

Posisi pemain yang telah distabilkan terhadap kerangka acuan stage menjadi dasar bagi langkah berikutnya, yaitu memodelkan bagaimana posisi tersebut berubah terhadap waktu. Pendekatan yang mampu menangkap dinamika pergerakan pemain sebagai deret waktu (time series) diperlukan untuk mewujudkan kemampuan prediksi tersebut, karena keputusan dalam pertandingan fighting game tidak dapat dipahami dari satu titik posisi statis, melainkan dari bagaimana posisi tersebut berubah terhadap waktu. Di sinilah arsitektur hidden unit dengan mekanisme gerbang yang diperkenalkan oleh Cho et al. [8] berperan, yang kemudian dikenal luas dengan nama Gated Recurrent Unit (GRU) setelah dievaluasi secara empiris oleh Chung et al. [9]. Berbeda dengan Long Short-Term Memory (LSTM) yang memiliki tiga gerbang dan lebih kompleks, GRU menyederhanakan arsitektur dengan dua gerbang (*update gate* dan *reset gate*), sehingga jumlah parameter yang dihasilkan lebih sedikit dan proses pelatihan menjadi lebih efisien secara komputasi. Karakteristik ini dilaporkan mengurangi kecenderungan overfitting dibandingkan LSTM, khususnya pada dataset berukuran kecil hingga menengah dengan panjang sekuens yang relatif pendek [10], sebuah karakteristik yang relevan mengingat ukuran dataset pertandingan Brawlhalla dan panjang sekuens (10 langkah waktu) yang digunakan dalam penelitian ini. Pola-pola gerakan seperti serangan mendadak, tekanan sudut (*corner pressure*), atau perilaku bertahan yang tersebar dalam rentang tersebut, setara dengan sekitar 100 frame video mentah ($\pm 1,5$ detik pada 60 fps) akibat interval pengambilan sampel yang

digunakan pada tahap ekstraksi dapat ditangkap oleh GRU melalui kemampuannya mempelajari ketergantungan jangka pendek dalam deret waktu.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah dalam penelitian ini disusun berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, sebagai berikut:

1. Bagaimana pipeline ekstraksi fitur spasial-temporal berbasis YOLOv8 dan CenterNet dirancang untuk memperoleh data deret waktu posisi relatif pemain dari video pertandingan Brawlhalla 1v1, yang selanjutnya digunakan sebagai masukan dalam membangun model GRU untuk memprediksi pemenang pertandingan?
2. Bagaimana performa sistem dievaluasi secara komprehensif, meliputi akurasi deteksi visual pada pipeline ekstraksi fitur serta akurasi prediksi model GRU dalam menentukan pemenang pertandingan berdasarkan data temporal yang terekstraksi?

1.3 Batasan Permasalahan

Batasan masalah dalam penelitian ini disusun sebagai berikut, untuk memperjelas ruang lingkup penelitian:

1. Penelitian ini berfokus pada pengembangan sistem deteksi posisi pemain Brawlhalla dari video gameplay secara otomatis, dengan model deteksi objek YOLOv8.
2. Dataset yang digunakan diperoleh dari rekaman gameplay permainan Brawlhalla yang dikumpulkan dan dianotasi oleh peneliti.
3. Dataset yang digunakan terbatas pada karakter, map, dan variasi pertandingan yang tersedia selama proses pengumpulan data.
4. Posisi pemain hanya dideteksi berdasarkan bounding box yang dihasilkan oleh model YOLOv8.
5. Identifikasi hero, skin, jenis senjata, maupun atribut visual spesifik lainnya yang dimiliki pemain tidak dilakukan dalam penelitian ini.

6. Representasi data posisi dan pergerakan pemain disusun dalam bentuk sekuens temporal, yang digunakan sebagai masukan model Recurrent Neural Network (RNN).
7. Model prediksi pemenang yang digunakan pada penelitian ini adalah Gated Recurrent Unit (GRU).
8. Prediksi pemenang dilakukan berdasarkan informasi posisi dan pergerakan pemain yang diperoleh dari hasil deteksi objek.
9. Informasi permainan lainnya seperti jumlah stock, damage, jenis serangan, combo, penggunaan senjata, maupun statistik permainan tidak digunakan dalam proses prediksi.

1.4 Tujuan Penelitian

1. Merancang dan mengimplementasikan *pipeline* ekstraksi fitur spasial-temporal berbasis YOLOv8 dan CenterNet untuk memperoleh data deret waktu posisi relatif pemain, jumlah *stock*, dan faktor *zoom* dari video pertandingan *Brawlhalla* 1v1, yang selanjutnya digunakan sebagai masukan dalam membangun model GRU untuk memprediksi pemenang pertandingan.
2. Mengevaluasi performa sistem secara komprehensif, mencakup akurasi deteksi visual pada *pipeline* ekstraksi fitur (YOLO, CenterNet, PaddleOCR) serta akurasi prediksi model GRU dalam menentukan pemenang berdasarkan data temporal yang terekstraksi.

1.5 Manfaat Penelitian

1. Menyediakan prototipe solusi otomatis *end-to-end* untuk analisis pertandingan *Brawlhalla*, mulai dari ekstraksi data spasial-temporal hingga prediksi hasil pertandingan, yang berpotensi—jika dikembangkan lebih lanjut—menjadi alat bantu bagi analis *e-sports* maupun *caster* dalam memahami dinamika pertandingan secara lebih objektif dan efisien.
2. Memberikan referensi implementasi integrasi *computer vision* (YOLO, CenterNet, PaddleOCR) dengan *recurrent neural network* (GRU) dalam konteks analisis video *game*, serta menjadi dasar pengembangan sistem *game*

analytics yang lebih canggih, khususnya dalam pemanfaatan data pergerakan pemain sebagai indikator prediktif hasil pertandingan.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan laporan adalah sebagai berikut:

a. Bab 1 Pendahuluan

Bab ini berisikan latar belakang penelitian, rumusan masalah, batasan permasalahan, serta tujuan dan manfaat dari penelitian yang dilakukan.

b. Bab 2 Landasan Teori

Bab ini berisikan tinjauan teori yang menjelaskan teori-teori yang digunakan sebagai dasar pengetahuan dalam penelitian, seperti konsep *platform fighter*, ekstraksi fitur spasial-temporal, arsitektur deteksi objek YOLOv8, deteksi *keypoint* berbasis CenterNet, serta arsitektur *Gated Recurrent Unit* (GRU).

c. Bab 3 Metodologi Penelitian

Bab ini berisikan alur dan langkah-langkah dari penelitian yang dilakukan, meliputi tahapan ekstraksi fitur posisi pemain dari video pertandingan, perancangan pipeline deteksi berbasis YOLOv8 dan CenterNet, serta perancangan dan pelatihan model GRU untuk memprediksi pemenang pertandingan.

d. Bab 4 Hasil dan Diskusi

Bab ini berisikan hasil implementasi sistem serta analisis yang diperoleh dari penelitian yang dilakukan, termasuk hasil pengujian akurasi model GRU dalam memprediksi pemenang pertandingan.

e. Bab 5 Kesimpulan dan Saran

Bab ini berisikan kesimpulan yang diperoleh dari hasil penelitian serta saran yang dapat digunakan untuk pengembangan penelitian selanjutnya.