

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Perkembangan teknologi digital dalam dekade terakhir telah mendorong pertumbuhan industri mobile game menjadi salah satu sektor hiburan dengan perkembangan tercepat di dunia. Peningkatan penetrasi *smartphone*, akses internet yang semakin luas, serta inovasi dari pengembang menjadi faktor utama yang mendorong pertumbuhan tersebut. Indonesia, dengan populasi besar dan dominasi pengguna usia muda, menjadi salah satu pasar mobile game yang potensial di kawasan Asia Tenggara. Data menunjukkan bahwa jumlah unduhan mobile game di Indonesia mencapai 3,65 miliar pada tahun 2023, sehingga menempatkan Indonesia sebagai salah satu pasar terbesar di dunia (Gusmiarti, 2024).

Berdasarkan data Kementerian Komunikasi dan Informatika, jumlah pemain game di Indonesia terus menunjukkan tren peningkatan yang pesat (Peraturan Presiden Republik Indonesia Nomor 19 Tahun 2024). Fenomena ini menjadikan Indonesia sebagai medan pertempuran utama bagi para penerbit game global untuk memperebutkan pangsa pasar. Diperkirakan pada tahun 2025, jumlah pemain akan terus bertambah hingga mencapai 192,1 juta orang, dengan ponsel pintar (*smartphone*) menjadi platform terpopuler untuk bermain game (Adikara, 2024). Pertumbuhan ini juga selaras dengan peningkatan pendapatan industri *esports* di Indonesia, yang menunjukkan potensi ekonomi digital yang signifikan dan diproyeksikan akan terus mengalami pertumbuhan.

Di tengah lanskap yang kompetitif ini, genre *Multiplayer Online Battle Arena* (MOBA) dan *Auto-Battler* (juga dikenal sebagai *auto chess*) muncul sebagai dua genre yang paling digemari. *Mobile Legends: Bang Bang* (MLBB), sebuah game MOBA yang dikembangkan oleh Moonton, berhasil mendominasi pasar Indonesia sejak dirilis. Keberhasilannya tidak hanya terletak pada *Gameplay* yang adiktif, tetapi juga pada kemampuan Moonton untuk terus beradaptasi dan berinovasi dengan memperkenalkan mode permainan baru. Salah satu inovasi paling sukses adalah perilisannya mode *Magic Chess* pada awal tahun 2020 (Adhitya,

2020). Mode ini, yang mengadopsi mekanisme *Auto-Battler*, menawarkan pengalaman bermain yang lebih berorientasi pada strategi dan keberuntungan, berbeda dari mode utama MLBB yang lebih mengandalkan kecepatan reaksi dan kerja sama tim. Mode *Magic Chess* dengan cepat berhasil menarik basis pemain yang sangat besar, baik dari pemain MLBB yang sudah ada maupun pemain baru yang secara spesifik menyukai genre *Auto-Battler*.

Kesuksesan fenomenal mode *Magic Chess* di dalam ekosistem MLBB mendorong Moonton untuk mengambil langkah bisnis yang berani dan strategis. Melihat potensi untuk mengembangkan mode ini menjadi sebuah produk yang lebih besar dan terfokus, Moonton memutuskan untuk memisahkannya dari aplikasi utama MLBB. Keputusan ini diwujudkan melalui peluncuran aplikasi mandiri bernama *Magic Chess Go Go* (MCGG), yang telah rilis secara global pada 28 Mei 2025 (MOONTON, 2025). Langkah ini merupakan sebuah keputusan penting dalam industri game mobile, di mana sebuah mode permainan berhasil berevolusi menjadi produk independen. Tujuannya jelas: memberikan pengalaman yang lebih optimal, ringan, dan memungkinkan siklus pembaruan yang lebih cepat dan spesifik untuk *Magic Chess* tanpa harus bergantung pada jadwal pembaruan aplikasi MLBB yang masif.

Kebijakan pemisahan ini tidak disambut secara seragam oleh komunitas pemain. Sebaliknya, keputusan tersebut justru menciptakan polarisasi opini yang tajam dan meluas di berbagai platform komunitas, mulai dari media sosial hingga forum diskusi. Di satu sisi, terdapat kelompok pemain yang mendukung penuh langkah ini. Mereka berargumen bahwa aplikasi mandiri akan menyelesaikan masalah performa, di mana aplikasi MLBB yang semakin berat seringkali mengganggu kenyamanan bermain *Magic Chess*. Selain itu, mereka berharap MCGG akan menerima lebih banyak perhatian dari pengembang, menghasilkan konten, fitur, dan *event* eksklusif yang lebih kaya. Di sisi lain, muncul gelombang kritik dan kekecewaan yang tidak kalah besar. Banyak pemain, terutama mereka yang telah lama bermain di dalam MLBB, merasa bahwa pemisahan ini merepotkan karena memaksa mereka untuk mengunduh dan mengelola aplikasi baru. Kekhawatiran lain muncul terkait potensi fragmentasi komunitas, transfer progres akun, serta nasib item yang telah mereka beli di versi lama.

Gelombang reaksi pro dan kontra ini menemukan muaranya dalam bentuk ulasan dan komentar di platform distribusi digital, khususnya *Google Play Store*. Halaman aplikasi MCGG dengan cepat dipenuhi oleh ribuan ulasan dari pengguna yang mencurahkan pengalaman, opini, dan sentimen mereka. Ulasan-ulasan ini merupakan sumber data mentah yang sangat berharga karena merefleksikan persepsi publik secara otentik dan tidak terfilter (Gunawan et al., 2017). Data ini tidak hanya berisi sentimen umum dalam bentuk rating bintang, tetapi juga narasi kualitatif yang kaya akan detail. Di dalamnya terkandung pujian, keluhan, saran, dan kritik yang merujuk pada aspek-aspek spesifik dari aplikasi baru tersebut, mulai dari pengalaman bermain (*Gameplay*), hingga dampak dari perubahan kebijakan seperti sistem monetisasi dan integrasi akun.

Menganalisis data ulasan yang masif dan tidak terstruktur ini menjadi sebuah tantangan komputasional. Analisis sentimen konvensional yang hanya mengklasifikasikan seluruh teks ulasan sebagai "positif", "negatif", atau "netral" terbukti tidak memadai untuk menangkap kompleksitas opini pengguna. Sebagai contoh, seorang pemain bisa saja memberikan sentimen positif terhadap aspek *Gameplay* yang dianggapnya lebih lancar, namun pada saat yang sama memberikan sentimen negatif terhadap kebijakan baru yang dianggap merugikan (Putro et al., 2025). Untuk mendapatkan wawasan yang lebih dalam dan dapat ditindaklanjuti, diperlukan sebuah pendekatan yang lebih granular, yaitu *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA). ABSA memungkinkan identifikasi sentimen pada level aspek, sehingga mampu membedah opini pengguna secara mendetail dan memberikan gambaran yang jauh lebih akurat mengenai kekuatan dan kelemahan suatu produk (Zhang et al., 2022).

Dalam menjawab tantangan analitis ini, penerapan metode berbasis *Deep Learning* menjadi pilihan yang paling relevan. Berbeda dengan pendekatan *machine learning* tradisional yang sangat bergantung pada rekayasa fitur manual (*feature engineering*) yang rumit dan memakan waktu, model *Deep Learning* mampu mempelajari representasi fitur dan pola kontekstual dari data teks secara otomatis. Arsitektur *Recurrent Neural Network* (RNN) dan variannya dirancang khusus untuk memproses data sekuensial seperti teks (Zhang et al., 2022).

Penelitian ini secara spesifik akan mengeksplorasi dua arsitektur canggih yaitu *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan *Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM). LSTM dipilih karena kemampuannya yang terbukti dalam menangani dependensi jangka panjang dalam teks, memungkinkannya untuk menghubungkan sebuah kata opini dengan aspek yang dibicarakan meskipun keduanya terpisah oleh banyak kata lain dalam sebuah kalimat (Aufar & Romadhony, 2025). Sementara itu, *Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM) dipilih karena mampu memproses teks dari dua arah, yaitu dari depan ke belakang dan sebaliknya, sehingga dapat menangkap konteks kata secara lebih lengkap. Kemampuan ini sangat penting dalam memahami kalimat ulasan yang umumnya memiliki struktur kompleks dan tidak baku, sehingga BiLSTM dinilai lebih efektif dalam meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen (Putra, 2024).

Tantangan lain yang perlu diperhatikan adalah karakteristik bahasa Indonesia, khususnya dalam konteks ulasan game yang cenderung menggunakan bahasa informal, singkatan, campuran bahasa asing, serta emotikon. Variasi ekspresi ini menyulitkan model tradisional dalam mengenali aspek dan mengklasifikasikan sentimen secara akurat. Penggunaan bahasa tidak baku menjadi salah satu kekurangan yang dapat memengaruhi akurasi analisis (Saputra et al., 2021). Misalnya, kata “gg” bisa diartikan sebagai *good game* dengan sentimen positif, tetapi bisa pula digunakan secara sarkastik dengan nada negatif tergantung konteks kalimat. Kondisi ini menegaskan pentingnya penggunaan metode berbasis *Deep Learning* yang mampu menangkap pola konteks dan hubungan kata secara lebih mendalam.

Selain itu, meskipun terdapat model *NLP* modern seperti *Transformer* dan *BERT* yang telah menunjukkan performa tinggi dalam berbagai tugas pemrosesan teks, pemilihan LSTM dan BiLSTM dalam penelitian ini didasarkan pada pertimbangan metodologis dan praktis. Pertama, LSTM dan BiLSTM memiliki kompleksitas komputasi yang lebih rendah dibandingkan model *Transformer*, sehingga lebih efisien untuk dilatih pada lingkungan komputasi dengan sumber daya terbatas. Kedua, arsitektur LSTM dan BiLSTM dirancang khusus untuk memproses data sekuensial, sehingga sesuai untuk menangkap pola konteks dan urutan kata dalam teks ulasan. Dengan demikian, penggunaan LSTM dan BiLSTM

dinilai tepat untuk mencapai keseimbangan antara performa model dan efisiensi komputasi, serta relevan untuk diterapkan dalam skenario praktis.

Meskipun penerapan LSTM dan BiLSTM untuk analisis sentimen telah banyak dilakukan, terdapat celah penelitian yang signifikan yang coba diisi oleh studi ini. Pertama, belum ada penelitian yang secara spesifik berfokus pada analisis sentimen terkait fenomena pemisahan mode game menjadi aplikasi mandiri, sebuah konteks unik yang memicu dinamika sentimen yang berbeda. Kedua, penelitian yang melakukan perbandingan langsung antara performa LSTM dan BiLSTM untuk tugas ABSA pada domain ulasan game mobile berbahasa Indonesia masih sangat terbatas. Penelitian ini bertujuan untuk merancang, membangun, dan membandingkan model ABSA menggunakan metode LSTM dan BiLSTM untuk menganalisis sentimen publik terhadap aspek *Gameplay* dan kebijakan dari aplikasi MCGG, guna memberikan wawasan akademis dan praktis yang mendalam.

1.2. Identifikasi Masalah

Dari berbagai uraian yang diangkat dalam latar belakang, berikut ini adalah beberapa masalah utama yang berhasil diidentifikasi:

1. Terjadinya polarisasi opini di komunitas pemain (pro dan kontra) sebagai dampak langsung dari kebijakan Moonton memisahkan *Magic Chess* menjadi aplikasi mandiri MCGG.
2. Ulasan pemain di *Google Play Store* mengandung sentimen yang kaya dan spesifik terhadap berbagai aspek game seperti *Gameplay (User Experience)* dan Kebijakan, namun informasi berharga ini masih bersifat tidak terstruktur dan belum dianalisis secara sistematis.
3. Analisis sentimen pada level dokumen (keseluruhan ulasan) tidak cukup untuk menangkap nuansa opini yang kompleks, sehingga diperlukan pendekatan *Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA)* untuk mendapatkan wawasan yang lebih mendalam.
4. Belum ada penelitian yang membandingkan secara komprehensif kinerja LSTM dan BiLSTM untuk tugas ABSA pada domain ulasan game berbahasa Indonesia, sehingga efektivitas keduanya dalam konteks ini belum diketahui secara pasti.

1.3. Pembatasan Penelitian

Dalam upaya menjaga fokus penelitian, ruang lingkup dibatasi dengan mempertimbangkan beberapa aspek masalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini hanya berfokus pada analisis ulasan publik berbahasa Indonesia untuk aplikasi *Magic Chess Go Go* (MCGG).
2. Sumber data ulasan diperoleh dari platform *Google Play Store* yang dikumpulkan melalui proses web scraping sejak 21 Februari 2025 hingga 25 Mei 2025 dengan panjang ulasan minimal 10 kata atau lebih.
3. Aspek yang dianalisis dibatasi pada dua kategori yang telah ditentukan sebelumnya, yaitu: *Gameplay*(*User Experience*) dan Kebijakan.
4. Metode yang digunakan dan dibandingkan dalam penelitian ini adalah arsitektur *Deep Learning Long Short-Term Memory* (LSTM) dan *Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM).
5. Klasifikasi sentimen untuk setiap aspek dibagi menjadi tiga label: Positif, Negatif, dan Netral.

1.4. Rumusan Masalah

Berdasarkan penjelasan pada latar belakang, permasalahan yang dapat dirumuskan dalam penelitian ini yaitu, “Bagaimana perbandingan kinerja model *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan *Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM) dalam melakukan *Aspect-Based Sentiment Analysis* terhadap ulasan aplikasi *Magic Chess Go Go* (MCGG) pada platform Google Play Store?”

1.5. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah di atas, penelitian ini bertujuan untuk mengukur dan membandingkan kinerja model *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan *Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM) dalam melakukan *Aspect-Based Sentiment Analysis* pada ulasan aplikasi *Magic Chess Go Go* (MCGG).

1.6 Manfaat Penelitian

Beberapa manfaat yang diharapkan dari penelitian ini, antara lain:

1. Bagi Penulis

- a. Memperkaya pengetahuan dan pemahaman mendalam tentang implementasi *Natural Language Processing* (NLP) dan *Deep Learning* dalam studi kasus dunia nyata.
- b. Meningkatkan kemampuan praktis dalam seluruh siklus proyek sains data, mulai dari pengumpulan data, *text preprocessing*, pemodelan dengan LSTM dan BiLSTM, pengujian hingga evaluasi.
- c. Memberikan pengalaman berharga dalam menyusun penelitian ilmiah yang sistematis dan relevan dengan perkembangan teknologi terkini.

2. Bagi Pengembang Game (Moonton)

- a. Menyediakan analisis berbasis data yang terperinci mengenai sentimen pemain terhadap aspek-aspek kunci aplikasi, yang dapat menjadi dasar pengambilan keputusan strategis.
- b. Membantu mengidentifikasi kekuatan utama dan area yang memerlukan perbaikan segera (misalnya, bug pada *Gameplay* atau kebijakan yang tidak populer) untuk meningkatkan retensi pemain.
- c. Menawarkan metode evaluasi produk yang objektif dan berkelanjutan untuk memahami dampak dari setiap pembaruan atau perubahan kebijakan di masa depan.

3. Bagi Universitas

- a. Menambah khazanah referensi penelitian di bidang data science dan kecerdasan buatan, khususnya terkait penerapan analisis sentimen pada industri game.
- b. Memotivasi mahasiswa lain untuk melakukan penelitian inovatif yang menggabungkan teori akademis dengan penyelesaian masalah praktis di industri digital.
- c. Menunjukkan kontribusi aktif universitas dalam pengembangan ilmu pengetahuan dan teknologi yang relevan dengan tren industri saat ini.