

Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Ulasan Game Mobile Legends dengan Pendekatan Decision Tree untuk Evaluasi Pengalaman Pengguna

Siti Mujilahwati*¹, Muhammad Azarki Ubaydillah²

^{1,2}Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Islam Lamongan, Indonesia
Email: ¹moedjee@unisla.ac.id, ²zarqzar99@gmail.com

Abstrak

Mobile Legends Bang Bang telah menjadi salah satu game mobile yang paling digemari di dunia dalam beberapa tahun terakhir. Dengan jumlah unduhan yang mencapai jutaan di *Google Play Store*, game ini berhasil memikat perhatian pemain dari berbagai belahan dunia. Popularitasnya didorong oleh berbagai aspek, seperti grafis yang memukau, mekanisme permainan yang menarik, serta penyelenggaraan turnamen esport berskala besar. Namun, dibalik kesuksesan tersebut, game ini juga tidak lepas dari kontroversi, termasuk masalah terkait pengalaman bermain dan perilaku toxic di kalangan pemainnya. Analisis sentimen dilakukan dengan memanfaatkan komentar pengguna *Mobile Legends* yang tersedia di *Play Store*. Komentar-komentar tersebut mencakup berbagai aspek, seperti mekanisme permainan, kualitas grafis, keseimbangan karakter, hingga fitur-fitur terbaru. Tujuan utama dari analisis ini adalah untuk memahami bagaimana pemain merespons game ini, baik dari sisi kepuasan maupun kekhawatiran mereka. Dalam penelitian ini, algoritma *Decision Tree* diterapkan untuk mengklasifikasikan sentimen setiap ulasan pengguna ke dalam kategori positif, negatif, atau netral. Pendekatan ini memungkinkan identifikasi pola sentimen positif, netral, dan negatif, yang memberikan gambaran mendalam mengenai persepsi pengguna terhadap berbagai aspek game. Berdasarkan hasil eksperimen, sistem berhasil mengklasifikasikan ulasan game *Mobile Legends* dengan akurasi tinggi, mencapai 91.54%. Temuan ini menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan dapat dimanfaatkan oleh peneliti untuk mengelompokkan ulasan pengguna secara lebih efektif.

Kata kunci: Analisis Sentimen, Aspek base, Decision Tree, Mobile Legend

Aspect-Based Sentiment Analysis on Mobile Legends Game Reviews with Decision Tree Approach for User Experience Evaluation

Abstract

Mobile Legends Bang Bang has become one of the most popular mobile games in the world over the past few years. With millions of downloads on the Google Play Store, the game has managed to attract players from all over the world. The game's popularity is due to a number of factors, including its stunning graphics, interesting gameplay mechanics, and large-scale e-sports tournaments. However, behind this success, the game is not without controversy, including issues related to the game experience and toxic behavior among its players. The sentiment analysis was conducted using comments from Mobile Legends users available on the Play Store. These comments cover various aspects such as game mechanics, graphics quality, character balance, and the latest features. The main purpose of this analysis is to understand how players react to the game, both in terms of satisfaction and concerns. In this study, the decision tree algorithm was used to classify the sentiment of each user review into positive, negative, or neutral categories. This approach allows the identification of positive, neutral, and negative sentiment patterns that provide an in-depth picture of users' perceptions of different aspects of the game. Based on the experimental results, the system successfully classified Mobile Legends game reviews with high accuracy, reaching 91.54%. These results indicate that the developed system can be used by researchers to group user reviews more effectively.

Keywords: Base Aspects, Decision Tree, Decision Tree, Sentiment Analysis.

1. PENDAHULUAN

Mobile Legends adalah salah satu game *Multiplayer Online Battle Arena* (MOBA) yang paling populer di Indonesia sejak dirilis pada 11 Juli 2016, dengan lebih dari 500 juta unduhan di Play Store [1]. Game ini menarik perhatian berbagai kalangan, mulai dari anak-anak hingga orang dewasa, dan telah menjadi salah satu cabang

dalam kompetisi E-Sport [2]. Kesuksesan ini tidak terlepas dari berbagai inovasi fitur, gameplay yang kompetitif, serta ekosistem komunitas yang berkembang pesat. Namun, di balik popularitasnya, Mobile Legends menghadapi tantangan serius, seperti perilaku *toxic* di antara pemain, yang dapat mengganggu pengalaman bermain dan dinamika tim [3], [4]. Perilaku *toxic* ini tidak hanya memengaruhi individu pemain tetapi juga komunitas game secara keseluruhan, yang berpotensi menurunkan loyalitas pengguna dan citra game di pasar [4].

Analisis sentimen menjadi salah satu metode yang efektif untuk memahami respons pemain terhadap berbagai aspek game, seperti gameplay, grafis, dan fitur-fitur baru. Dengan menggunakan analisis sentimen, pengembang dapat mengidentifikasi sentimen positif dan negatif, yang dapat menjadi masukan untuk meningkatkan kualitas game [5]. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa algoritma seperti *Naïve Bayes Classifier* (NBC) telah digunakan untuk menganalisis ulasan pemain Mobile Legends, mencapai akurasi sebesar 80% [1]. Meskipun demikian, metode ini memiliki keterbatasan dalam menangani interaksi fitur yang kompleks, yang menjadi tantangan pada analisis sentimen berbasis aspek [6].

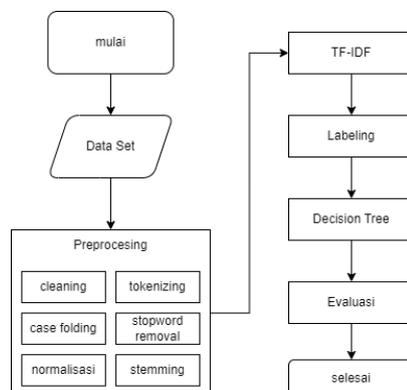
Sebagai alternatif, algoritma *Decision Tree* menawarkan keunggulan dalam menangani dataset besar dan kompleks dengan menghasilkan aturan klasifikasi yang mudah dipahami [7], [8]. Dalam konteks analisis sentimen, algoritma ini memungkinkan pengelompokan sentimen berdasarkan atribut yang relevan, sehingga memberikan hasil yang lebih terarah. Selain itu, alat seperti VADER (*Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner*) telah terbukti efektif dalam menangkap nuansa sentimen pada teks, yang dapat meningkatkan akurasi analisis [9], [10]. Namun, penelitian yang mengintegrasikan algoritma *Decision Tree* dengan pendekatan berbasis aspek pada game Mobile Legends masih terbatas, sehingga menjadi celah penelitian yang layak dieksplorasi.

Penelitian ini berfokus pada penerapan *machine learning* untuk menganalisis sentimen pemain Mobile Legends. Data ulasan dikumpulkan dari Kaggle, diikuti dengan tahapan *pre-processing* seperti normalisasi teks, *tokenisasi*, dan analisis sentimen menggunakan algoritma *Decision Tree*. Penelitian ini akan mengkaji tiga aspek utama yang memengaruhi pengalaman pemain, yaitu **gameplay**, **performa**, dan **visualisasi**. Aspek gameplay mencakup mekanisme permainan dan interaksi antar pemain, performa melibatkan stabilitas dan kelancaran game, sedangkan visualisasi mencakup grafis dan desain antarmuka. Ketiga aspek ini dipilih karena secara langsung merepresentasikan kepuasan pemain terhadap kualitas game.

Dengan pendekatan ini, penelitian bertujuan untuk mengeksplorasi sentimen pemain terhadap Mobile Legends dan memberikan wawasan yang lebih mendalam mengenai pandangan mereka terhadap aspek-aspek penting dalam game. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang signifikan pada pengembangan game berbasis data, khususnya dalam mengidentifikasi dan menyelesaikan masalah yang memengaruhi kepuasan pemain. Selain itu, penelitian ini juga memberikan masukan yang relevan untuk pengembang game dalam meningkatkan kualitas dan pengalaman bermain secara keseluruhan.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan alur sistem yang dirancang secara terstruktur dan divisualisasikan dalam bentuk flowchart. Flowchart berfungsi untuk memetakan tahapan penelitian dari awal hingga akhir, mencakup perencanaan, pelaksanaan, dan evaluasi. Alat ini memberikan gambaran yang jelas mengenai urutan kegiatan, keputusan kritis, serta langkah-langkah penting dalam penelitian, seperti pengumpulan data, preprocessing, analisis, hingga interpretasi hasil.



Gambar 1. Alur Penelitian

Dengan flowchart, peneliti dapat mengidentifikasi setiap elemen penting, memastikan tidak ada langkah yang terlewatkan, serta meningkatkan efisiensi dan keberhasilan penelitian. Flowchart juga mempermudah

peneliti dalam mengenali titik keputusan yang signifikan, seperti pemilihan metode analisis atau strategi pengolahan data, sehingga penelitian dapat berjalan sesuai dengan rencana yang telah ditetapkan pada Gambar 1.

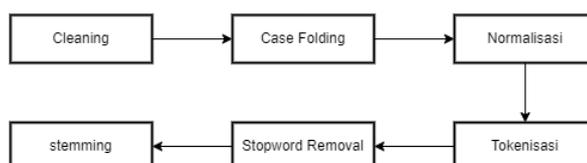
Dari flowchart Gambar 1, dapat dijabarkan bahwa penelitian ini memiliki alur step by step sebagai berikut :

1. Koleksi dataset

Penelitian ini menggunakan dataset dari Kaggle ulasan Mobile Legends di Google Play Store Indonesia, dikumpulkan dari Agustus hingga Oktober 2023.

2. Pre-processing

Pre-processing adalah langkah awal dalam text mining untuk mengubah teks mentah menjadi data yang siap diolah[11]. Preprocessing bertujuan untuk meningkatkan kualitas data teks sebelum diolah lebih lanjut oleh algoritma, seperti analisis sentimen atau klasifikasi teks. Setiap langkah memastikan bahwa data lebih bersih, terstruktur, dan sesuai untuk analisis.



Gambar 2. Tahapan *Pre-processing*

Pre-Processing ini menyakup:

- a. **Cleaning**
Proses awal untuk membersihkan data dari elemen-elemen yang tidak relevan, seperti karakter khusus (special characters), angka, tanda baca, atau simbol yang tidak dibutuhkan untuk analisis.
- b. **Case Folding**
Langkah ini mengubah seluruh teks menjadi huruf kecil (lowercase) untuk menyamakan format teks sehingga lebih mudah dianalisis, misalnya "Mobil" dan "mobil" dianggap sebagai kata yang sama.
- c. **Normalisasi**
Proses untuk menstandarkan teks, seperti memperbaiki kata-kata yang tidak baku atau singkatan menjadi bentuk aslinya. Contohnya, "gpp" menjadi "tidak apa-apa", atau "dmn" menjadi "dimana".
- d. **Stemming**
Langkah untuk mengubah kata-kata menjadi bentuk dasarnya (akar kata). Misalnya, kata "bermain", "bermainlah", atau "dimainkan" akan diubah menjadi "main".
- e. **Stopword Removal**
Proses untuk menghapus kata-kata umum yang tidak memiliki makna signifikan dalam analisis, seperti "dan", "di", "ke", atau "yang". Langkah ini membantu fokus pada kata-kata penting.
- f. **Tokenisasi**
Proses memecah teks menjadi unit-unit kecil, seperti kata atau frasa. Misalnya, kalimat "Saya suka bermain game" akan dipecah menjadi ["Saya", "suka", "bermain", "game"].

3. Ektaraksi data dengan TF-IDF

Dengan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) nilai bobot dihasilkan dengan mempertimbangkan nilai *Term Frequency* (TF) dan invers nilai *Document Frequency* [12], [13], [14]. Berikut adalah rumus dari perhitungan TF-IDF pada persamaan (1) dan (2).

$$IDF(w) = \log \left(\frac{N}{df(w)} \right) \tag{1}$$

$$TF - IDF(w, d) = tf(w, d) \times idf(w) \tag{2}$$

- TF-IDF(w,d) : bobot kata dalam sebuah dokumen
- W (word) : suatu kata
- D (Document) : dokumen
- TF(w,d) : frekuensi kemunculan kata w dalam d
- IDF(Inverse Document Frequency)(w) : inverse DF dari w
- N : banyaknya dokumen

4. Labeling Aspek

Pada penelitian ini, dilakukan langkah-langkah untuk mengelompokkan ulasan berdasarkan aspek yang berpengaruh dalam pengalaman pengguna game Mobile Legends. Proses kategorisasi ini mengidentifikasi tiga aspek utama, yakni gameplay, performa, dan visualisasi.

5. Labeling dengan VADER

Metode *Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner* (VADER) menghasilkan penilaian sentimen teks yang konsisten dibandingkan metode lainnya [15], [16]. Hasilnya mencakup nilai polaritas positif, negatif, netral, serta compound score. Compound score adalah nilai agregat yang mewakili polaritas keseluruhan teks, dihitung dengan menjumlahkan skor valensi setiap kata dalam leksikon [17], [18], [19]. Nilai tersebut kemudian dinormalisasi ke rentang -1 (sangat negatif) hingga +1 (sangat positif) sesuai aturan tertentu .

6. Analisis dengan Decision Tree

Decision Tree adalah model prediksi yang menggunakan struktur pohon untuk membuat keputusan berdasarkan kondisi dalam masalah. Algoritma ini memerlukan nilai entropi dan gain[20] Entropi mengukur keragaman data, sedangkan gain mengukur validitas atribut. Algoritma ini menggunakan rumus berikut:

$$Entropy(S) = \sum_{i=0}^n - p_i * \log^2 p_i \quad (3)$$

- S : Himpunan kasus
- n : Jumlah partisi S
- pi : Proporsi terhadap Si terhadap S

$$Gain(S, A) = Entropy(S) - \sum_i^n \frac{|S_i|}{|S|} * Entropy(S_i) \quad (4)$$

- S : Kasus
- A : Atribut
- n : Jumlah partisi atribut A
- Si : Jumlah kasus pada partisi ke-i
- S : Jumlah kasus

7. Evaluasi

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{(TP+TN+FP+FN)} \quad (5)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (6)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (7)$$

$$F1\ Score = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision+recall} \quad (8)$$

8. Confusion matrix

Dapat membantu dalam mengevaluasi kinerja model klasifikasi dengan lebih detail. Dari matriks ini, peneliti dapat menghitung berbagai metrik evaluasi seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk masing-masing kelas.

Tabel 1. Confusion Matriks 3 kelas

		Prediksi		
		Negatif	Netral	Positif
Aktual	Negatif	TNt	FNe	FP
	Netral	FNt	TNe	FP
	Positif	FNt	FNe	TP

Tabel 1 merupakan sebuah *confusion matrix* dengan tiga kelas untuk analisis klasifikasi sentimen ulasan game Mobile Legends. *Confusion matrix* ini menggambarkan performa model klasifikasi dengan

mempbandingkan hasil prediksi model terhadap label aktual yang sebenarnya. Dalam tabel ini, terdapat tiga kelas yaitu Negatif, Netral, dan Positif, baik untuk prediksi maupun actual [21].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berikut adalah hasil step by step dan pembahadan hasil penelitian yang telah dilakukan :

1. Pengumpulan Dataset

Data telah dikoleksi sebanyak 1.200 ulasan Mobile Legends di Google Play Store Indonesia, dikumpulkan dari Agustus hingga Oktober 2023. Berikut Gambar 3 merupakan tampilan data yang telah dikumpulkan.

	reviewId	content
0	ca3472f1-3cbf-4d51-9699-99fa7ffe5b61	Gamenya bagus tapi saat bermain kadang layar m...
1	b5a15f6e-267d-460a-8cce-c08254383d80	Saya memiliki keluhan terhadap game ini, saya ...
2	18b707a7-f4d9-4b3c-b7d8-c428e86f4f4f	Saya pemain lama emel,makin lama emel sering l...
3	6c81fd1d-0da8-4baa-9774-f91be3b2c913	Tolong kembalikan performa Mobile Legends sepe...
4	aa2126cd-0464-493d-898b-a2ef5ea7fdde	Tolong diperbaiki sinyal dan kapasitas penyimp...
...
1195	1c47022e-1b70-452f-b2ed-4a04cbb817c9	Mohon maaf moonton. Saran dari saya tolong kaj...
1196	e465dc7f-4849-481b-99b9-eb6b7ac71175	Moonton beri akun Vina winstrek lah capek lost...
1197	fa689bf9-ae6d-4402-857c-9d2e9f5f3829	PERMAINAN NYA SERUU
1198	f8ec1410-79db-4da8-86aa-c2a28ac303bd	Sinyal nya ketika di game jelek banget padahal...
1199	308feef3-9153-4ae8-9192-6baf1e28a91a	GAME INI SEBENER NYA BAGUS TAPI MATCH MAKING N...

Gambar 3. Dataset

2. Pre-processing

Hasil dari *pre-processing* yang telah dilakukan pada keseluruhan data, dan selanjutnya disimpan dalam bentuk data tokenasi. Berikut Tabel 2 adalah contoh hasil data yang telah dibersihkan dan dilakukan semua proses pada *pre-processing*.

Tabel 2. Hasil *Pre-processing*

Teks Asli	Cleaning	Case Folding	Normalisasi	Stemming	Stop Words Removal	Tokenasi
Semenjak update baru baru sering terjadinya frame dan drop fps, dan saran untuk hero2nya dibuat karakter lebih lagi, modelan manusia Dan semuanya udah bagus	Semenjak update baru baru sering terjadinya frame dan drop fps dan saran untuk heronya dibuat karakter lebih seram lagi, jgn modelan manusia aja. Dan untuk semuanya udah bagus	semenjak update baru baru ini sering terjadinya frame dan drop fps dan saran untuk heronya dibuat karakter yg lebih seram lagi jgn modelan manusia aja dan untuk semuanya udah bagus	semenjak update baru baru ini sering terjadinya frame dan drop fps dan saran untuk heronya dibuat karakter yang lebih seram lagi jangan modelan manusia saja dan untuk semuanya sudah bagus	semenjak update baru baru ini sering terjadi frame dan drop fps dan saran buat karakter yang lebih seram lagi jangan manusia saja semua sudah bagus	semenjak update sering terjadi frame drop fps saran hero buat karakter seram model manusia sudah bagus	['update', 'sering', 'terjadi', 'frame', 'drop', 'saran', 'hero', 'buat', 'karakter', 'seram', 'model', 'manusia', 'sudah', 'bagus']

3. Ekstraksi Data dengan TF-IDF

Proses ini memiliki peran penting dalam mengonversi data teks menjadi format numerik yang sesuai untuk digunakan dalam model pembelajaran mesin. Selain itu, proses ini juga membantu menyoroti kata-kata yang signifikan berdasarkan frekuensi dan relevansinya dalam kumpulan data. CountVectorizer kemudian menghitung frekuensi istilah menggunakan kosa kata yang diperoleh dari TF-IDF Vectorizer untuk mengidentifikasi istilah-istilah dengan bobot rata-rata TF-IDF tertinggi. Berikut contoh Hasil yang diperoleh dalam penelitian.

Tabel 3. Pembobotan Kata TF-IDF

<i>Term</i>	<i>Weight</i>
game	0,070515
main	0,055012
team	0,053294
bagus	0,050494
sinyal	0,049329
moonton	0,047595
tolong	0,045597
baik	0,040586
kasih	0,036202
update	0,034149

Hasil implementasi TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) ditunjukkan dalam Tabel 3 Teks asli di kolom "content_normalized" dalam tabel ini telah diubah menjadi representasi vektor. Setiap elemen dalam vektor tersebut menunjukkan bobot TF-IDF dari kata-kata yang ada dalam ulasan.

4. Labeling Aspek

Langkah pertama yang perlu dilakukan adalah menentukan kata-kata kunci yang menjadi ciri khas dari masing-masing aspek. Berikut adalah contoh hasil labelling dari beberapa komentar dan daftar kata kategori dan kategori yang sesuai.

Tabel 4. Interpretasi Aspek

No	Kata kunci	Kategori
1	'gameplay', 'matchmaking', 'team', 'balancing', 'hero', 'keseruan', 'keberuntungan', 'kontrol'	Gameplay
2	'performa', 'lag', 'ping', 'koneksi', 'responsif', 'bug', 'freeze', 'stuck'	Performa
3	'visualisasi', 'grafik', 'kualitas gambar', 'model karakter', 'efek skill', 'efek suara', 'skin karakter'	Visualisasi

5. Labeling Sentimen dengan VADER

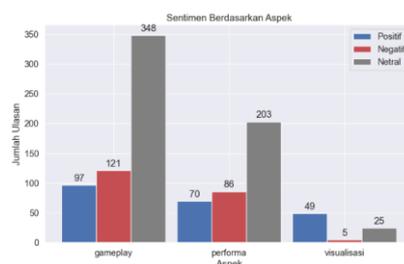
Dari dataset sebanyak 1.200 telah dilakukan labeling dengan kelas positif, negatif dan netral berdasarkan penilaian Compound score berikut pada Tabel 5 memberikan contoh hasil pelabelan positif, negatif dan netral.

Tabel 5. Desain Labeling Class Sentimen Dengan VADER

No.	Komentar	Compound Score	Sentiment
1	game jelek banget lag sinyal bagus main game langsung lag merah patah patah update nasib rilis project next	-0.5859	Negatif
2	game moba bagus komunikasi team temu ritme main cocok fitur grafik ragu hero maps skin hero raguin keren	0.802	Positif
3	update moonton baik sinyal banget ngeframe banget game wifi enak data	0	Netral
4	kali bintang game bug salah satu lag sinyal bagus ping game warna hijau match tanding lag harap baik	-0.5859	Negatif
5	update enak enak bug ngeframe sinyal langsung hilang kadang posisi sinyal langsung hilang sinyal bagus tolong baik biar main jenuh	0	Netral

6. Analisis Sentimen dengan Decision Tree

Hasil pembagian data berdasarkan aspek yang telah diklasifikasikan dapat direpresentasikan pada Gambar 4 berikut.



Gambar 4. Jumlah Sentimen Tiap kelas pada Tiap Aspek

Pada Gambar 4 mayoritas ulasan mengenai aspek gameplay dan performa memiliki sentiment netral, menunjukkan bahwa pengguna game mobile legends cenderung menyatakan kritik terhadap kedua aspek tersebut. Hal ini menunjukkan bahwa perbaikan dan peningkatan dalam kedua aspek tersebut dianggap penting oleh pengguna. Namun, pada aspek visualisasi, mayoritas ulasan memiliki sentiment positif, menunjukkan bahwa pengguna cenderung menyukai visualisasi dalam game tersebut.

Hasil analisis sentimen terhadap ulasan game Mobile Legends menggunakan metode Decision Tree menunjukkan performa yang sangat baik dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna. Dari pengujian yang dilakukan dengan membandingkan berbagai rasio pembagian data latih dan data uji, diperoleh bahwa rasio 80:20 menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 91,54%. Hasil ini menegaskan bahwa penggunaan metode Decision Tree, ditambah dengan pembagian data latih dan data uji yang tepat, mampu meningkatkan kinerja model secara signifikan dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan game Mobile Legends. Peningkatan akurasi ini memberikan kepercayaan lebih dalam penerapan model untuk menganalisis sentimen pengguna dan memahami ulasan secara lebih mendalam.

7. Evaluasi

Hasil performansi model Decision Tree yang diuji menggunakan metrik evaluasi utama dalam klasifikasi, yaitu Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score.

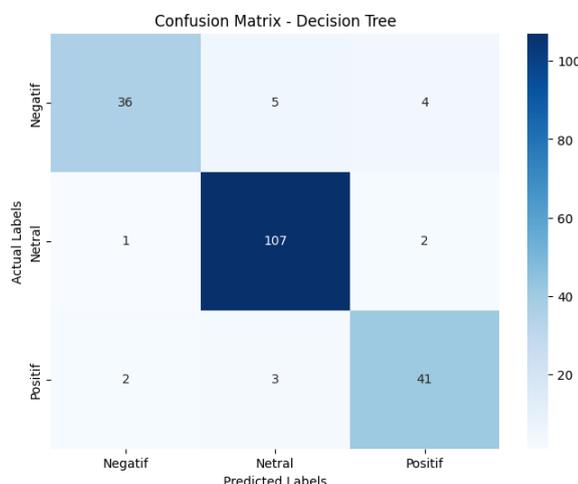
Tabel 6. Hasil Performansi Decision Tree

Accuracy	91,54%
Precision	91,55%
Recall	91,54%
F1 – Score	91,42%

Model ini mencapai Accuracy sebesar 91,54%, yang menunjukkan tingkat ketepatan keseluruhan dalam mengklasifikasikan data. Precision mencapai 91,55%, mengindikasikan bahwa sebagian besar prediksi positif yang dibuat oleh model adalah benar. Dengan Recall sebesar 91,54%, model ini berhasil mengidentifikasi hampir semua instance positif dalam dataset. Akhirnya, F1-Score sebesar 91,42% menunjukkan keseimbangan antara Precision dan Recall, memberikan gambaran umum mengenai efektivitas model dalam menangani data dengan baik. Hasil-hasil ini menunjukkan bahwa model Decision Tree memberikan performa yang sangat baik dalam tugas klasifikasi yang dilakukan.

8. Visualisasi dengan Confusion Matrix

Selanjutnya, dilakukan evaluasi hasil klasifikasi menggunakan confusion matrix. Hasilnya menunjukkan bahwa terdapat 41 data dengan sentimen positif yang berhasil terklasifikasi dengan benar ke dalam kelas sentimen positif. Namun, ada 3 data positif yang salah terklasifikasi ke dalam kelas sentimen netral, serta 2 data positif yang salah terklasifikasi ke dalam kelas sentimen negatif. Untuk data dengan sentimen netral, terdapat 107 data yang berhasil terklasifikasi dengan benar ke dalam kelas sentimen netral. Akan tetapi, ada 2 data netral yang salah terklasifikasi ke dalam kelas sentimen positif, dan 1 data netral yang salah terklasifikasi ke dalam kelas sentimen negatif. Pada data dengan sentimen negatif, terdapat 36 data yang berhasil terklasifikasi dengan benar ke dalam kelas sentimen negatif, sementara 5 data negatif salah terklasifikasi ke dalam kelas sentimen netral, dan 4 data negatif salah terklasifikasi ke dalam kelas sentimen positif.



Gambar 5. Confusion Matrix Decision Tree

Hasil ini menunjukkan bahwa metode Decision Tree, didukung oleh pembagian data yang optimal dan visualisasi hasil yang informatif, sangat efektif dalam mengklasifikasikan dan memahami sentimen ulasan pengguna terhadap game Mobile Legends.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian mengenai analisis sentimen ulasan pengguna pada aplikasi Mobile Legends dengan implementasi algoritma Decision Tree, dapat disimpulkan bahwa penelitian ini memberikan hasil analisis menunjukkan bahwa sistem berhasil mengkategorikan dan memprediksi sentimen ulasan pengguna dengan tingkat akurasi yang tinggi, yaitu sebesar 91,54%, melalui algoritma Decision Tree. Model ini memberikan wawasan yang bermanfaat mengenai persepsi pengguna terhadap aplikasi Mobile Legends, khususnya pada aspek gameplay, performa, dan visualisasi. Temuan ini diharapkan dapat membantu pengembang dalam meningkatkan kualitas aplikasi Mobile Legends secara keseluruhan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Kusnanda and A. Permana, "Implementation of Naive Bayes Classifier (NBC) for Sentiment Analysis on Twitter in Mobile Legends," *International Journal of Science, Technology & Management*, vol. 4, no. 5, 2023, doi: 10.46729/ijstm.v4i5.935.
- [2] A. I. Hamdani, "Gaya Komunikasi Komunitas BRIC Esports dalam Upaya Meningkatkan Efektivitas Strategi Dalam Bermain Mobile Legends," *JKOMDIS: Jurnal Ilmu Komunikasi Dan Media Sosial*, vol. 4, no. 1, 2024, doi: 10.47233/jkomdis.v4i1.1544.
- [3] M. Arif and S. Aditya, "Dampak Perilaku Komunikasi Pemain Game Mobile Legends Pada Mahasiswa Universitas Negeri Padang," *Journal of Intercultural Communication and Society*, vol. 1, no. 01, 2022.
- [4] N. Juli *et al.*, "Perilaku Toxic Dalam Permainan Online Mobile Legends Bang Bang," *Bhinneka: Jurnal Bintang Pendidikan dan Bahasa*, vol. 1, no. 3, 2023.
- [5] M. Haikal, M. Martanto, and U. Hayati, "ANALISIS SENTIMEN TERHADAP PENGGUNAAN APLIKASI GAME ONLINE PUBG MOBILE MENGGUNAKAN ALGORITMA NAIVE BAYES," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 6, 2024, doi: 10.36040/jati.v7i6.8174.
- [6] J. W. Iskandar and Y. Nataliani, "Perbandingan Naive Bayes, SVM, dan k-NN untuk Analisis Sentimen Gadget Berbasis Aspek," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 6, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i6.3588.
- [7] S. Kasthuri and D. A. N. Jebaseeli, "An efficient Decision Tree Algorithm for analyzing the Twitter Sentiment Analysis," *Journal of Critical Reviews*, vol. 7, no. 4, 2020.
- [8] B. A. H. Murshed, S. Mallappa, O. A. M. Ghaleb, and H. D. E. Al-ariki, "Efficient Twitter Data Cleansing Model for Data Analysis of the Pandemic Tweets," in *Studies in Systems, Decision and Control*, vol. 348, 2021, pp. 93–114. doi: 10.1007/978-3-030-67716-9_7.
- [9] D. Abimanyu, E. Budianita, E. P. Cynthia, F. Yanto, and Y. Yusra, "Analisis Sentimen Akun Twitter Apex Legends Menggunakan VADER," *Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)*, vol. 5, no. 3, 2022, doi: 10.32672/jnkti.v5i3.4382.
- [10] K. Barik and S. Misra, "Analysis of customer reviews with an improved VADER lexicon classifier," *J Big Data*, vol. 11, no. 1, 2024, doi: 10.1186/s40537-023-00861-x.
- [11] S. Mujilawati, "Pre-Processing Text Mining Pada Data Twitter," *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 2016, no. Sentika, pp. 2089–9815, 2016.
- [12] B. Herwijayanti, D. E. Ratnawati, and L. Muflikhah, "Klasifikasi Berita Online dengan menggunakan Pembobotan TF-IDF dan Cosine Similarity," *Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 2, no. 1, pp. 306–312, 2018, [Online]. Available: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/796>
- [13] D. A. Prabowo, M. Fhadli, M. A. Najib, H. A. Fauzi, and I. Cholissodin, "TF-IDF-Enhanced Genetic Algorithm Untuk Extractive Automatic Text Summarization," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 3, no. 3, 2016, doi: 10.25126/jtiik.201633217.
- [14] A. S. Alammary, "Arabic Questions Classification Using Modified TF-IDF," *IEEE Access*, vol. 9, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3094115.
- [15] M. Chiny, M. Chihab, Y. Chihab, and O. Bencharef, "LSTM, VADER and TF-IDF based Hybrid Sentiment Analysis Model," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol.

- 12, no. 7, 2021, doi: 10.14569/IJACSA.2021.0120730.
- [16] M. H. Hoti and J. Ajdari, "Sentiment Analysis Using the Vader Model for Assessing Company Services Based on Posts on Social Media," *SEEU Review*, vol. 18, no. 2, 2023, doi: 10.2478/seeur-2023-0043.
- [17] M. Taboada, J. Brooke, M. Tofiloski, K. Voll, and M. Stede, "Lexicon-based methods for sentiment analysis," *Computational Linguistics*, vol. 37, no. 2, 2011, doi: 10.1162/COLI_a_00049.
- [18] Y. Azhar, "METODE LEXICON-LEARNING BASED UNTUK IDENTIFIKASI TWEET OPINI BERBAHASA INDONESIA," *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (JANAPATI)*, vol. 6, no. 3, 2018, doi: 10.23887/janapati.v6i3.11739.
- [19] M. Undap, V. P. Rantung, and P. T. D. Rompas, "Analisis Sentimen Situs Pembajak Artikel Penelitian Menggunakan Metode Lexicon-Based," *Jointer - Journal of Informatics Engineering*, vol. 2, no. 02, 2021, doi: 10.53682/jointer.v2i02.44.
- [20] A. Y. Rahman, D. A. Aziz, A. L. Hananto, S. Sulaiman, and C. Zonyfar, "INTERNATIONAL JOURNAL ON INFORMATICS VISUALIZATION journal homepage : www.joiv.org/index.php/joiv INTERNATIONAL JOURNAL ON INFORMATICS VISUALIZATION Classification of Tempeh Maturity Using Decision Tree and Three Texture Features." [Online]. Available: www.joiv.org/index.php/joiv
- [21] Ihsan Zulfahmi, "Analisis Sentimen Aplikasi PLN Mobile Menggunakan Metode Decision Tree," *Jurnal Penelitian Rumpun Ilmu Teknik*, vol. 3, no. 1, 2023, doi: 10.55606/juprit.v3i1.3096.