JURNAL ILMIAH SISTEM INFORMASI (JUSI)
VOL 5, No. 1, Januari 2026, pp. 425 - 438
p-ISSN : 2803-1507 (media cetak) | e-ISSN : 2803-1531 (media *online*)
Link Publikasi: https://ejurnal.provisi.ac.id/index.php/JUISI/issue/view/169

Sentiment Analysis of Roblox Genres on TikTok: Roleplay, RPG, and Horror using Naïve Bayes

Keisha Jovie Dermawan*[1], Nur Amalina Sabrina[2], Greycia Febrina Michelle[3], Afifah Trista Ayunda[4]
[1,2,3,4] Fakultas Sains & Teknologi, Universitas Pradita
Jl. Gading Serpong Boulevard No. 1, 15810, Tangerang, Banten, Indonesia
e-mail: keisha.jovie@student.pradita.ac.id*[1], nur.amalina@student.pradita.ac.id[2], greycia.febrina@student.pradita.ac.id[3], afifah.trista@pradita.ac.id[4]

ARTICLE INFO

Article History:

Received: 20-11-2025
Revised: 15-12-2025
Accepted: 13-01-2026
Published: 21-01-2026

ABSTRACT

The popularity of the Roblox game platform in Indonesia is reflected in the high volume of user interactions on TikTok. However, this massive comment data is unstructured and heavily uses slang, making it difficult to identify specific player preferences. This study aims to analyze user sentiment and compare preferences across three main game categories in the Roblox ecosystem: Roleplay, RPG, and Horror. The research applies a Text Mining approach using the Multinomial Naïve Bayes algorithm to classify comments collected from TikTok. The results show that the model performs well, achieving a global accuracy of 77.78% and precise negative sentiment detection. The findings reveal that the global sentiment distribution is dominated by Neutral and Negative responses. Comparative analysis reveals contrasting patterns: the Horror genre recorded the highest negative sentiment ratio, driven by unpleasant physical experiences, while the RPG genre recorded the highest positive sentiment, driven by satisfaction with in-game achievements. In conclusion, technical stability and gameplay comfort are the main determinants of player preferences.

Keywords: *Sentiment Analysis, Roblox, TikTok, Naïve Bayes, Text Classification.*

Abstrak

Popularitas *platform game* Roblox di Indonesia tercermin dari tingginya volume interaksi pengguna di media sosial TikTok. Namun, data komentar yang masif tersebut bersifat tidak terstruktur dan banyak menggunakan bahasa tidak baku (*slang*), menyulitkan identifikasi preferensi pemain. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen dan melakukan studi komparatif preferensi terhadap tiga kategori *game* utama: *Roleplay*, RPG, dan *Horror*. Penelitian menerapkan pendekatan *Text Mining* menggunakan algoritma *Multinomial Naïve Bayes* untuk mengklasifikasikan komentar yang dikumpulkan dari TikTok. Hasil pengujian menunjukkan model memiliki performa baik dengan akurasi global sebesar 77,78% dan kemampuan deteksi sentimen negatif yang presisi. Temuan penelitian mengungkapkan bahwa distribusi sentimen global didominasi oleh respons Netral dan Negatif. Analisis komparatif menunjukkan pola kontras: genre *Horror* mencatat sentimen negatif tertinggi akibat pengalaman fisik yang tidak menyenangkan, sedangkan genre RPG mencatat sentimen positif tertinggi yang didorong oleh kepuasan pencapaian (*achievement*). Kesimpulannya, stabilitas teknis dan kenyamanan pengalaman bermain menjadi faktor determinan utama dalam preferensi pemain.

Kata Kunci: *Analisis Sentimen, Roblox, TikTok, Naïve Bayes, Klasifikasi Teks.*

DOI: https://doi.org/10.51903/pkbfwq48

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital telah mengubah pola konsumsi hiburan masyarakat secara signifikan, terutama dalam industri *game* daring (*online games*). Salah satu *platform* yang mendominasi pasar global saat ini adalah Roblox, yang pada kuartal pertama tahun 2022 mencatat lebih dari 54 juta pengguna aktif harian secara global [1]. Berbeda dengan *game* konvensional, Roblox memungkinkan pengguna untuk menciptakan dunia virtual mereka sendiri serta berinteraksi secara sosial, yang memunculkan budaya bermain baru di kalangan remaja dan anak-anak [2].

Popularitas Roblox berjalan beriringan dengan masifnya penggunaan media sosial TikTok. Fenomena ini juga didukung oleh peningkatan konsumsi konten *game* di *platform* berbagi video singkat yang memengaruhi tren permainan anak muda [3]. TikTok kini menjadi salah satu *platform* media sosial terpopuler di mana pengguna dapat berbagi video pendek dan berinteraksi melalui kolom komentar. Di Indonesia, yang menempati urutan kedua pengguna TikTok terbanyak, *platform* ini sering digunakan untuk membagikan ulasan atau momen permainan [4]. Namun, banyaknya interaksi ini menghasilkan data tekstual tidak terstruktur yang sulit dianalisis secara manual untuk mengetahui persepsi pengguna terhadap kualitas *game* tersebut. Ulasan yang beredar seringkali bersifat subjektif dan beragam, sehingga diperlukan teknik analisis sentimen untuk mengklasifikasikan opini tersebut menjadi informasi yang berguna [5], [6].

Dalam ekosistem Roblox yang luas, penelitian ini memfokuskan pada tiga klaster kategori utama yang mendominasi tren konten TikTok di Indonesia, yaitu *Roleplay*, RPG, dan *Horror*. Pemilihan ini dilakukan menggunakan pendekatan *data-driven* berdasarkan observasi trafik dan viralitas tagar. Kategori *Roleplay* (diwakili oleh *game* lokal seperti Gunung Sibayak atau Gacoan) dipilih karena mendominasi konten lokal pada pencarian tagar umum (#robloxindonesia) yang mengindikasikan tingginya minat interaksi sosial virtual, sebuah karakteristik utama dari genre yang memungkinkan pemain berperan sebagai aktor [6].

Kategori RPG (diwakili oleh *Blox Fruits*) dipilih karena statusnya sebagai pemimpin pasar global (*Global market leader*) dengan jumlah pengguna bersamaan (*top concurrent users*) tertinggi yang memicu diskusi intensif mengenai kompetisi permainan, sejalan dengan popularitas genre ini yang menawarkan pengembangan karakter mendalam [7]. Sementara itu, kategori *Horror* (diwakili oleh *Doors* atau *Sijjin*) dipilih karena tingkat viralitas yang tinggi pada konten reaksi kaget (*jumpscare* reaction) di TikTok, di mana genre ini dikenal memiliki basis penggemar yang besar karena memicu adrenalin pemain [8]. Meskipun diskusi mengenai ketiga genre ini sangat ramai, belum banyak penelitian yang melakukan studi komparatif sentimen secara spesifik antar kategori tersebut menggunakan algoritma klasifikasi. Selain itu, perbandingan performa algoritma klasifikasi pada data teks berbahasa Indonesia menunjukkan bahwa Naïve Bayes sering kali unggul dalam kecepatan komputasi dibanding metode lain [9].

Penelitian terdahulu telah menerapkan algoritma *Support vector machine* (SVM) untuk analisis sentimen ulasan *game*, yang menunjukkan akurasi tinggi [1]. Namun, algoritma Naïve Bayes juga terbukti efektif dan efisien untuk klasifikasi teks, terutama dalam menangani data ulasan yang memiliki karakteristik probabilitas tertentu [4], dengan hasil akurasi yang kompetitif. Studi yang dilakukan Firmansyah et al. [7] menunjukkan bahwa Naïve Bayes mampu mencapai akurasi 86% dalam analisis sentimen *game* RPG.

Meskipun penelitian mengenai analisis sentimen *game* telah berkembang pesat, mayoritas studi terdahulu cenderung berfokus pada data ulasan toko aplikasi yang bersifat statis atau hanya menganalisis satu genre *game* secara terisolasi. Hingga saat ini, belum terdapat penelitian yang secara spesifik mengeksplorasi preferensi pemain melalui studi komparatif lintas genre (*Roleplay*, RPG, dan *Horror*) dalam ekosistem Roblox menggunakan data dinamis media sosial TikTok. Kesenjangan ini menjadi krusial karena interaksi di media sosial menawarkan konteks emosional yang lebih kaya dibandingkan ulasan teknis di toko aplikasi. Penelitian ini mengisi kesenjangan tersebut dengan tidak hanya berfokus pada akurasi klasifikasi algoritma, melainkan menitikberatkan pada analisis komparatif untuk membedah pola preferensi sentimen unik yang membedakan ketiga genre tersebut.

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen dan membandingkan preferensi pengguna TikTok terhadap kategori *game* Roblox (*Roleplay*, RPG, dan *Horror*) menggunakan algoritma Naïve Bayes. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan bagi pengembang dalam memahami preferensi pemain dan meningkatkan kualitas permainan berdasarkan umpan balik komunitas.

2. TINJAUAN PUSTAKA

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

2.1. *Penelitian Terdahulu*

Penelitian mengenai analisis sentimen pada industri gim dan media sosial menunjukkan tren yang signifikan. Berdasarkan pemetaan literatur, terdapat tiga pola utama dalam studi terdahulu, yaitu fokus pada ekosistem Roblox, karakteristik data media sosial, dan spesifikasi genre permainan. Kelompok penelitian pertama berfokus pada ulasan Roblox di platform distribusi aplikasi. Dewi et al. [1] mengintegrasikan *Lexicon InSet* dengan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) pada ulasan Google Play Store dan menghasilkan akurasi 87,03%. Senada dengan hal tersebut, Alkindi [2] mengkomparasi SVM dan *Naïve Bayes*, di mana SVM unggul dengan akurasi 90% dibandingkan *Naïve Bayes* (72,4%). Meskipun menghasilkan akurasi tinggi, keterbatasan utama studi ini terletak pada penggunaan data ulasan toko aplikasi yang cenderung statis dan formal, sehingga belum menangkap dinamika interaksi sosial yang lebih cair.

Kelompok kedua menyoroti tantangan pengolahan data pada platform TikTok. Indriyani et al. [4] membuktikan bahwa algoritma *Naïve Bayes* cukup andal untuk data komentar media sosial dengan akurasi 79%. Namun, Sari et al. [5] menekankan bahwa data TikTok memiliki karakteristik unik, tidak terstruktur, dan penuh bahasa gaul (*slang*), sehingga memerlukan penanganan *preprocessing* yang lebih spesifik dibandingkan data ulasan standar.

Kelompok ketiga membedah sentimen berdasarkan genre gim spesifik. Wardani dan Mayangsari [8] menemukan bahwa pada genre *Horror* ("Dead by Daylight"), sentimen negatif sering dipicu oleh kendala teknis meskipun narasi gim disukai. Firmansyah et al. [7] mencatat akurasi 86% menggunakan *Naïve Bayes* pada genre *RPG* ("Honkai Star Rail"), sementara Arinal dan Purnomo [6] menggunakan *Decision Tree* pada genre *Roleplay* ("GTA V") dengan akurasi 83,63%. Dari sintesis di atas, ditemukan kesenjangan (*gap*) penelitian di mana belum ada studi yang melakukan analisis komparatif sentimen secara simultan terhadap tiga kategori genre utama (*Roleplay*, *RPG*, dan *Horror*) dalam satu ekosistem Roblox menggunakan data komentar TikTok yang dinamis. Penelitian ini hadir untuk mengisi kebaruan (*novelty*) tersebut dengan menerapkan penanganan *preprocessing* khusus untuk data tidak terstruktur guna memetakan preferensi pemain secara lebih komprehensif.

2.2. *Landasan Teori*

2.2.1. *Analisis Sentimen Dan Text Mining*

Berbagai penelitian sebelumnya memanfaatkan analisis sentimen sebagai pendekatan untuk mengevaluasi kecenderungan opini pengguna dalam data tekstual, khususnya pada konteks media sosial dan produk digital [4]. Dalam studi lain tersebut, analisis sentimen umumnya ditempatkan sebagai bagian dari kerangka text mining yang berfungsi mengekstrak pola dan informasi dari data teks tidak terstruktur [7]. Dalam konteks produk digital, metode ini membantu pengembang memahami kepuasan pengguna melalui ekstraksi opini [10].

2.2.2. *Algoritma Naïve Bayes*

Sejumlah penelitian terdahulu mengimplementasikan algoritma Naïve Bayes sebagai metode klasifikasi berbasis probabilistik untuk pengolahan data teks, dengan memanfaatkan prinsip Teorema Bayes dalam proses pengambilan keputusan [7]. Algoritma ini dipilih karena komputasinya yang efisien dan memiliki akurasi kompetitif untuk data berskala besar [5]. Persamaan matematis Teorema Bayes diformulasikan pada Rumus (1).

$$P(H|X) = \frac{P(X|H)\,.\,P(H)}{P(X)} \qquad (1)$$

Dimana:

P(H|X) = Probabilitas hipotesis H terjadi jika diberikan bukti X (*Posterior probability*),
P(X|H) = Probabilitas munculnya bukti X jika hipotesis H benar, dan P(H) adalah probabilitas awal hipotesis (*Prior probability*) [4].

2.2.3. *Karakteristik Genre Game di Roblox*

Roblox memiliki beragam genre dengan karakteristik unik:

1. *Roleplay*: Genre di mana pemain memainkan peran karakter layaknya aktor sesuai skenario. Interaksi sosial menjadi elemen utama, serupa dengan gim "GTA V Roleplay" [6].

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

2. RPG (*Role-Playing Game*): Berbeda dengan *roleplay* murni, *RPG* berfokus pada mekanik pengembangan level karakter (*leveling*), eksplorasi dunia luas, dan narasi fantasi mendalam [7].
3. *Horror*: Genre yang dirancang untuk memicu respons emosional berupa ketegangan atau rasa takut. Wardani dan Mayangsari [8] mendefinisikan gim *horror* sebagai permainan dengan narasi menegangkan (*suspenseful*) di mana pemain harus bertahan hidup (*survivor*) dari ancaman, yang memicu adrenalin pemain.

2.2.4. *Preprocessing Data Teks*

Data media sosial umumnya mengandung banyak gangguan (*noise*) [7], sehingga memerlukan tahapan *preprocessing* standar yang meliputi:

1. *Cleansing*: Membersihkan data dari karakter non-alfabet seperti simbol, angka, tanda baca, emoji, dan tautan URL [5].
2. *Case folding*: Mengubah seluruh huruf dalam teks menjadi huruf kecil (*lowercase*) agar seragam [5].
3. *Tokenizing*: Memecah kalimat menjadi potongan kata tunggal yang disebut token [4].
4. *Stopword removal*: Menghapus kata umum yang tidak memiliki makna sentimen signifikan (misalnya kata sambung "dan", "yang", "di") [4].
5. *Stemming*: Mengubah kata berimbuhan menjadi kata dasar untuk mengurangi variasi kata (misalnya: "bermain" menjadi "main") [5]. Pembobotan kata dilakukan untuk menentukan signifikansi setiap istilah dalam dokumen sebelum proses klasifikasi [12].

3. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menerapkan metode *Text Mining* dengan pendekatan kuantitatif berbasis data (*data-driven*). Desain penelitian mencakup pengambilan data observasi (*crawling*), pra-pemrosesan teks, pelabelan data *semi-supervised*, penanganan ketidakseimbangan kelas (*resampling*), hingga klasifikasi sentimen menggunakan algoritma Multinomial Naïve Bayes. Seluruh proses komputasi dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python 3.10 dalam lingkungan Google Colab. Replikabilitas penelitian didukung oleh penggunaan pustaka standar industri: Pandas (v2.0) untuk manajemen data, Sastrawi (v1.0.1) untuk pemrosesan linguistik, dan Scikit-learn (v1.3) untuk pemodelan statistik.

3.1. *Pengumpulan Data dan Etika*

Data penelitian diperoleh dari platform TikTok melalui teknik *Purposive Stratified Sampling*, di mana sampel dipilih berdasarkan viralitas dan relevansi *genre*. Pengambilan data dilakukan menggunakan *tools* Apify TikTok Scraper pada periode unggahan Juni hingga Desember 2025. Objek penelitian meliputi tiga genre utama dalam ekosistem Roblox Indonesia. Dari target estimasi awal 3.000 komentar, proses akuisisi menghasilkan total 2.708 komentar mentah akibat variabilitas akses publik. Setelah melalui tahap pra-pemrosesan dan pembersihan, diperoleh dataset final valid sebanyak 2.469 komentar. Distribusi data per genre disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Distribusi Data dan Kata Kunci

No	Kategori Genre	Kata Kunci	Representasi *Game*	Jumlah Sampel
1	*Roleplay*	#robloxindonesia	Gunung Sibayak, Gacoan	10 Video (879 data)
2	RPG	#bloxfruitindonesia	*Blox Fruits*	10 Video (719 data)
3	*Horror*	#robloxseram, #roblox*Horror*	*Doors*, *Sijjin*	10 Video (871 data)

Aspek etika merujuk pada pedoman penelitian data digital [13], di mana data yang digunakan merupakan data publik dan seluruh atribut identitas pribadi seperti *username* telah dianonimkan untuk menjaga privasi.

3.2. *Preprocessing Data*

Untuk menangani karakteristik data media sosial yang tidak terstruktur, penelitian ini menerapkan tahapan *preprocessing* tingkat lanjut yang mengadaptasi metode Sari et al. [5] dengan modifikasi berupa peniadaan tahap *Stemming* guna menjaga konteks makna pada kalimat pendek dan istilah teknis gaming. Tahapan yang dilakukan meliputi:

1. *Cleaning*& *Language Filter*: Menghapus elemen *noise* (emoji, simbol, URL, *username*) serta memfilter komentar non-Indonesia secara otomatis.
2. *Case folding*: Menyeragamkan seluruh huruf menjadi huruf kecil.

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

3. Normalisasi Teks (*Slang Handling*): Mengubah kata tidak baku menjadi baku menggunakan kombinasi dua kamus:
   a. Kamus Akademik: *Colloquial Indonesian Lexicon* [11] untuk bahasa gaul umum (contoh: "gatau" menjadi "tidak tahu").
   b. Kamus Domain: Daftar istilah *game* yang disusun peneliti (contoh: "*lag*/nge*bug*" menjadi "gangguan", "mabar" menjadi "main bersama").
4. *Stopword removal* Terkondisi: Menggunakan pustaka Sastrawi yang dimodifikasi [23], di mana kata negasi krusial seperti "tidak", "jangan", dan "bukan" dikecualikan dari penghapusan agar sentimen kalimat negatif tidak berubah makna.

3.3 *Labeling Data*

Pelabelan dilakukan menggunakan metode *Semi-supervised manual labeling* untuk membentuk data latih. Sampel terdiri dari 300 komentar teratas (10 per video) ditambah 20 data sentimen negatif manual, menghasilkan total ±320 data latih. Meskipun proporsi data latih ini relatif kecil (±13% dari total data), pendekatan ini dipilih karena efisiensi pelabelan manual yang akurat pada domain spesifik jauh lebih berdampak pada performa model dibandingkan kuantitas data besar namun penuh *noise*. Pelabelan mengacu pada kriteria kontekstual *genre game* yang ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Kriteria Pelabelan Spesifik Genre

No	Genre	Kata Kunci	Label Sentimen
1	*Horror*	"Takut", "Seram", "Kaget", "Jantung copot"	Positif (Sesuai tujuan genre)
2	Umum	"*Lag*", "Rusak", "Force close", "Susah login"	Negatif (Masalah teknis)
3	Umum	"Seru", "Keren", "Asik", "Mabar yuk"	Positif
4	Umum	"Info *lag*u", "Tutorial", *Tagging* teman	Netral

3.4 *Pembobotan dan Penanganan Imbalanced data*

Data dikonversi menjadi vektor numerik menggunakan metode TF-IDF (*Term frequency-inverse document frequency*). Persamaan pembobotan ditunjukkan pada Rumus (3).

$$= tf_{ij}\ x\ log\ \frac{N}{df_i} \qquad (2)$$

Dimana:
W_{ij} = Bobot kata i terhadap dokumen j
tf_{ij} = Frekuensi kemunculan kata i di dalam dokumen j
N = Total jumlah seluruh dokumen (komentar) dalam dataset
df_i = Jumlah dokumen yang mengandung kata i

Untuk menangani ketimpangan kelas, penelitian ini menerapkan teknik *Random Oversampling* [14]. Metode ini dipilih alih-alih teknik sintetis seperti SMOTE karena karakteristik teks *slang* dan istilah *gaming* sangat spesifik; duplikasi acak pada kelas minoritas lebih aman untuk menjaga keaslian struktur kalimat tanpa memperkenalkan artefak kata buatan yang tidak valid secara semantik.

3.5 *Klasifikasi Naive Bayes dan Evaluasi*

Algoritma Multinomial Naïve Bayes digunakan sebagai model klasifikasi karena efektivitasnya pada data teks berdimensi tinggi namun efisien secara komputasi [15], [25]. Penggunaan *Confusion matrix* dalam evaluasi model klasifikasi sangat krusial untuk memetakan detail kesalahan prediksi pada setiap kelas [16]. Probabilitas sentimen dihitung menggunakan Teorema Bayes:

$$P(C|X) = \frac{P(X|C)\ x\ P(C)}{P(X)} \qquad (3)$$

Dimana:

P(C|X) = Probabilitas kategori sentimen C (Positif/Negatif/Netral) terjadi jika diberikan komentar X (*Posterior probability*)
P(X|C) = Probabilitas munculnya fitur kata X jika diketahui kelasnya adalah C (*Likelihood*)
P(C) = Probabilitas dasar munculnya kategori sentimen C (*Prior probability*)

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

P(X) = Probabilitas kemunculan fitur kata X secara global (*Predictor prior probability*)

Validasi model dilakukan menggunakan metode Hold-out Validation dengan rasio latih:uji sebesar 80:20 untuk mengukur kemampuan generalisasi. Kinerja model dievaluasi menggunakan *Confusion Matrix* untuk menghitung Akurasi, Presisi, Recall, dan F1-Score. Fokus evaluasi ditekankan pada Presisi Kelas Negatif guna meminimalkan kesalahan deteksi keluhan palsu (*false positive*), yang krusial untuk analisis umpan balik teknis. Hasil akhir divisualisasikan menggunakan *Stacked bar chart* dan *Word cloud*.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. *Hasil Preprocessing Data*

Tahap pra-pemrosesan bertujuan untuk mengubah data komentar mentah yang tidak terstruktur menjadi data bersih yang siap diklasifikasikan. Dari total 2.708 data mentah, proses *filtering* dan *cleaning* mereduksi *noise* sebesar 8,8%, menghasilkan 2.469 data valid. Tabel 3 menampilkan cuplikan (*sample*) representatif dari proses transformasi data. Karena keterbatasan ruang, tabel lengkap berisi 2.469 data hasil *preprocessing* tidak ditampilkan dalam naskah ini, namun disimpan dalam repositori data penelitian sebagai lampiran. Secara keseluruhan, proses ini berhasil mereduksi *noise* dan menstandarisasi kosa kata tanpa menghilangkan makna kontekstual sentimen, terutama pada kalimat yang mengandung negasi.

Tabel 3. Sampel Hasil *Preprocessing*

No	Komentar Asli	Hasil Preprocessing	Keterangan Transformasi
1.	“gw ga takut asal ga *jumpscare*”	“saya tidak takut asal tidak *jumpscare*”	Normalisasi kata ganti ("gw"->"saya") Penyelamatan Negasi ("ga"->"tidak").
2.	“masalah nya gini, serem nya dari mana ga ada *horror* nya sama sekali”	“masalah nya begini seram nya dari mana tidak ada *horror* nya sama sekali”	Perbaikan ejaan baku ("serem"->"seram", "gini"->"begini") Normalisasi negasi.
3.	“mau belajar *pvp* tapi *hp* ku suka bet *lag*”	“mau belajar *pvp* tapi *hp* ku suka banget lambat”	Normalisasi *slang* ("bet"->"banget") Normalisasi istilah *gaming* ("*lag*"->"lambat").
4.	“gw yg pake *mobile* tapi masih blom jago”	“saya yang pakai *mobile* tapi masih belum jago”	Normalisasi kata ganti ("gw"->"saya") Normalisasi singkatan ("yg"->"yang") Perbaikan ejaan tidak baku ("blom"->"belum").
5.	“combo *portal* ttk sanguine op bgt bjir”	“combo *portal* ttk sanguine op banget”	Normalisasi singkatan ("bgt"->"banget") Mempertahankan istilah teknis *game* ("*op*", "*portal*").
6.	“MAKASIII UDA NYIPTAIN ROBLOX JD AKU GA KESEPIAN *LAG*IIIII”	“makasiii sudah nyiptain roblox jadi saya tidak kesepian *lag*iiiii”	*Case folding* (kapital ke kecil) Normalisasi singkatan ("uda"->"sudah") Penyelamatan negasi ("ga"->"tidak").
7.	“YA ALLAH SEMOGA DI ROBLOX GAK ADA KORUPSI AAMIIN”	“ya allah semoga di roblox tidak ada korupsi amin”	*Case folding* (kapital ke kecil) Normalisasi negasi ("gak"->"tidak").
8.	“ini *game* apaan sih banyak bgt yg bikin hahoh, jangan sampe gw *join* nih wkwk tahan tahan”	“ini permainan apaan sih banyak banget yang bikin hahoh jangan sampai saya *join* nih tahan”	Normalisasi istilah asing ("*game*"->"permainan") Normalisasi *slang* ("bgt"->"banget") Normalisasi kata ganti ("gw"->"saya").
9.	“kalo aku si mas anang kak, gatau kalo yes *game*ana"	“kalo saya sih mas anang kak enggak tau kalo *yes* bagaimana”	Perbaikan ejaan tidak baku dan pemisahan singkatan ("gatau"->"enggak tau").
10.	“BENERR, GUA AJA MUTER SAMBALADO JIR”	“benar gua saja muter sambalado”	*Case folding* (kapital ke kecil) Perbaikan *typo* (""benerr"") Penghapusan *noise* (""jir"").

4.2. *Hasil Pelabelan Data*

Tahap pelabelan dilakukan secara manual terhadap 320 data latih terpilih. Pelabelan mengacu pada kriteria spesifik genre, di mana sentimen positif pada genre *Horror* diasosiasikan dengan rasa takut atau kaget, sedangkan sentimen negatif pada genre umum diasosiasikan dengan kendala teknis. Tabel 4 menampilkan cuplikan sampel hasil pelabelan manual yang merepresentasikan ketiga kategori sentimen.

Tabel 4. Sampel Hasil Pelabelan Sentimen

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

No	Komentar (Teks Bersih)	Sentimen
1.	"pocong nya ngepas *beat* akwkakw"	Positif
2.	"ternyata yang buat kita takut hanyalah bunyi bukan hantu"	Positif
3.	"rill *backsound* merubah *mood*"	Positif
4.	"sebenarnya tidak susah tapi ngeri banget pls kalau tidak sama teman saya tidak berani"	Positif
5.	"mnurutku lebih seram mount kawi sih"	Positif
6.	"suasana tergantung *lag*u"	Netral
7.	"*pov* pocong tinggal di brasil"	Netral
8.	"saya dengar sesuai komen anjir"	Netral
9.	"suaranya menurut kepercayaan masing saja"	Netral
10.	"takjil"	Netral
11.	"gunung sukma kata saya enggak ada takut takutnya padahal saya naik *solo*"	Negatif
12.	"masuk gunung jawa kepala saya pusing senter e sering mati *backsound* nya bikin pusing gelep banget"	Negatif
13.	"gelep banget kesasar terus"	Negatif
14.	"melihat pun tidak sudi"	Negatif
15.	"saya tidak nemu jalan keluar pas di dimensi lain anjir"	Negatif

Setelah dilakukan pelabelan terhadap 320 data latih, dilakukan perhitungan distribusi kelas. Hasil menunjukkan adanya ketidakseimbangan (*imbalanced data*), di mana sentimen Netral mendominasi sedangkan sentimen Negatif memiliki proporsi terkecil (19.1%). Untuk mengatasi bias model terhadap kelas mayoritas, diterapkan teknik *Random oversampling*. Teknik ini menduplikasi data pada kelas minoritas (Positif dan Negatif) hingga jumlahnya seimbang dengan kelas mayoritas (Netral). Rincian perubahan distribusi data sebelum dan sesudah *oversampling* dapat dilihat pada Tabel 5.

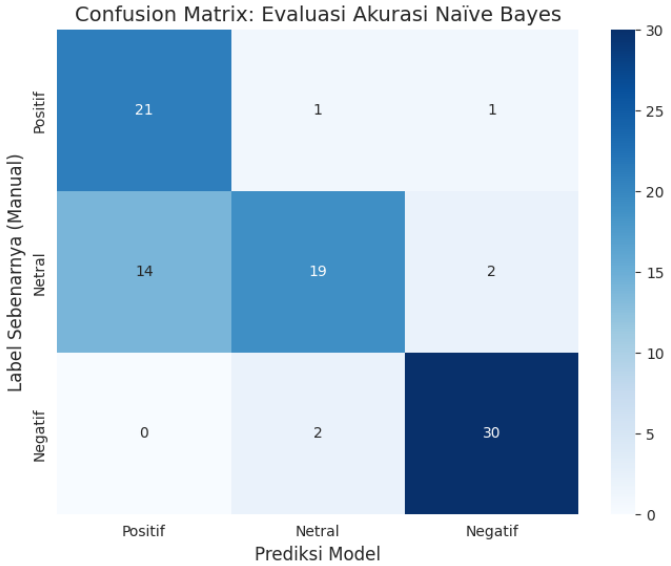
Tabel 5. Distribusi Data Latih

No	Kelas Sentimen	Jumlah Awal (Manual)	Persentase Awal	Jumlah Akhir (Oversampling)
1.	Positif	108	33.7%	151
2.	Netral	151	47.2%	151
3.	Negatif	61	19.1%	151
Total		**320**	**100%**	**453**

Dataset yang telah seimbang pada Tabel 5 inilah yang selanjutnya digunakan sebagai input untuk melatih algoritma Multinomial Naïve Bayes.

4.3. *Evaluasi Performa Model*

Model Multinomial Naïve Bayes dilatih menggunakan dataset yang telah diseimbangkan (*balanced dataset*) melalui teknik *Random oversampling*. Evaluasi dilakukan menggunakan metode *Hold-out validation* pada 20% data uji (*testing set*) yang belum pernah dilihat oleh model sebelumnya. Visualisasi hasil prediksi model terhadap label aktual disajikan dalam *Confusion matrix* pada Gambar 1.



Gambar 1. Confusion Matrix Evaluasi Model

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

Berdasarkan Gambar 1, diagonal utama (warna biru tua) menunjukkan jumlah prediksi yang tepat. Model menunjukkan performa yang sangat stabil pada kelas Negatif, di mana 30 dari 32 data aktual berhasil diprediksi dengan benar. Namun, terdapat sedikit bias pada kelas Netral, di mana 14 komentar Netral terklasifikasi sebagai Positif (Misklasifikasi). Hal ini wajar terjadi pada teks media sosial di mana batas antara kalimat pernyataan (netral) dan pujian implisit (positif) sering kali ambigu. Rincian metrik evaluasi statistik disajikan dalam Tabel 6.

Tabel 6. Laporan Klasifikasi (Classification Report)

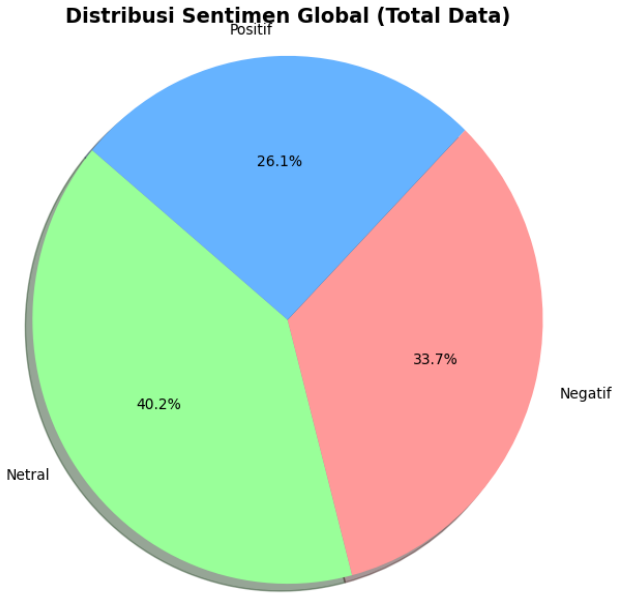
Kelas Sentimen	Precision	Recall	F1-score
Negatif	0.91	0.94	0.92
Netral	0.86	0.54	0.67
Positif	0.60	0.91	0.72
Akurasi Global			77.78%

Secara keseluruhan, model mencapai tingkat akurasi global sebesar 77.78%. Temuan yang paling signifikan dari evaluasi ini adalah nilai Presisi (*Precision*) kelas Negatif yang mencapai 0.91. Angka ini mengindikasikan bahwa model memiliki tingkat kepercayaan yang sangat tinggi ketika mendeteksi sentimen negatif. Artinya, jika model melabeli sebuah komentar sebagai "Negatif", terdapat probabilitas 91% bahwa komentar tersebut benar-benar berisi keluhan atau masalah teknis.

Tingginya performa pada kelas negatif ini membuktikan efektivitas penggunaan kamus domain gaming manual (seperti *lag*, *bug*, rusak) pada tahap *preprocessing*, yang membantu model membedakan keluhan teknis dari percakapan biasa. Meskipun presisi kelas positif (0.60) lebih rendah, model memiliki *Recall* tinggi (0.91) pada kelas tersebut, yang berarti model mampu menangkap hampir seluruh sentimen positif yang ada, meskipun dengan risiko *false positive* dari data netral. Dalam konteks pengembangan *game*, kemampuan model mendeteksi keluhan (Negatif) dengan presisi tinggi dianggap lebih prioritas dibandingkan pemisahan kelas Netral-Positif, sehingga model ini dinilai efektif untuk tujuan evaluasi kualitas permainan.

4.4. *Analisis Distribusi Sentimen Global*

Setelah model Naïve Bayes divalidasi kinerjanya, model tersebut digunakan untuk memprediksi label sentimen pada keseluruhan dataset bersih yang berjumlah 2.469 komentar. Tahap ini bertujuan untuk memetakan persepsi umum pengguna TikTok terhadap ekosistem *game* Roblox di Indonesia secara makro. Distribusi persentase sentimen hasil klasifikasi disajikan dalam *Pie chart* pada Gambar 2.



Gambar 2. Pie Chart Distribusi Sentimen Global

Berdasarkan Gambar 2, distribusi sentimen terbagi menjadi tiga segmen dengan proporsi sebagai berikut:

1. Netral (40.2%): Merupakan sentimen dominan dengan total prediksi tertinggi.

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

2. Negatif (33.7%): Menempati urutan kedua dengan proporsi yang signifikan (lebih dari sepertiga total data).
3. Positif (26.1%): Memiliki proporsi terkecil dibandingkan dua kelas lainnya.

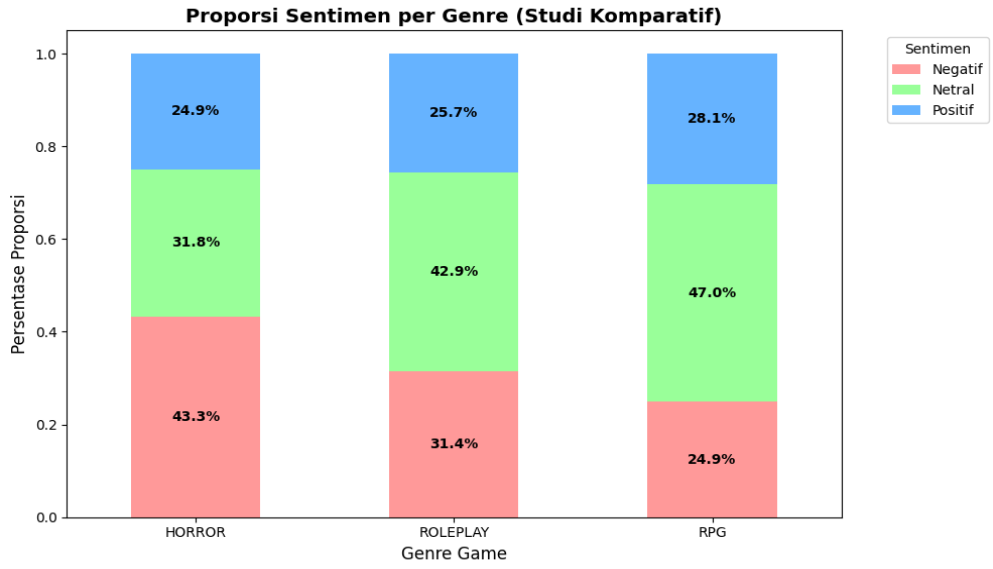
4.4.1. *Interpretasi Hasil*

Dominasi sentimen Netral (40.2%) merupakan fenomena yang wajar dalam interaksi media sosial berbasis komunitas. Analisis mendalam pada data ini menunjukkan bahwa sebagian besar komentar netral berisi interaksi fungsional, seperti pertanyaan teknis ("Judul *game*nya apa?", "Caranya *game*ana?") atau aktivitas sosial (*tagging* akun teman untuk mengajak bermain) yang tidak mengandung muatan opini subjektif terhadap kualitas permainan.

Temuan yang paling krusial dari penelitian ini adalah tingginya proporsi sentimen Negatif (33.7%) yang melampaui sentimen Positif. Data ini mengindikasikan adanya kesenjangan kepuasan pengguna (*user satisfaction gap*). Meskipun Roblox memiliki basis pemain yang sangat besar (populer), angka ini menunjukkan bahwa popularitas tersebut tidak berbanding lurus dengan kepuasan kualitas pengalaman bermain (*User Experience*/UX). Tingginya angka negatif ini didorong oleh masalah infrastruktur (koneksi/perangkat) yang menjadi keluhan massal pemain di Indonesia. Sementara itu, sentimen Positif (26.1%) mencerminkan segmen pemain loyal yang menikmati aspek hiburan *game*, terutama pada konten yang memicu emosi kuat seperti pada genre *horror* atau interaksi sosial yang menyenangkan pada genre *Roleplay*

4.5. *Perbandingan Genre*

Setelah mengetahui distribusi global, analisis diperdalam dengan membedah preferensi sentimen secara spesifik pada tiga klaster genre utama: *Roleplay*, RPG, dan *Horror*. Perbandingan proporsi sentimen disajikan menggunakan *Stacked bar chart* pada Gambar 3.



Gambar 3. Perbandingan Proporsi Sentimen Per Genre

Berdasarkan Gambar 3, terlihat pola preferensi yang unik dan berbeda dari asumsi awal. Analisis mendalam dilakukan dengan mengaitkan temuan data terhadap karakteristik psikografis pemain:

1. Genre *Horror* (Representasi: *Doors*/*Sijjin*) dengan dominasi sentimen negatif Berbeda dengan genre lain, genre *Horror* mencatat rasio sentimen negatif tertinggi yaitu sebesar 43.3%.
    a. Analisis: Tingginya sentimen negatif ini mengindikasikan bahwa intensitas elemen *horror* dalam *game* sering kali melampaui batas kenyamanan pemain.
    b. Temuan: Berdasarkan data kualitatif, keluhan didominasi oleh pengalaman fisik yang tidak menyenangkan seperti "Pusing" (*motion sickness*), "Gelap" (kesulitan navigasi), dan ketakutan berlebih saat bermain sendiri ("Sendiri", "Trauma"). Hal ini menunjukkan bahwa bagi sebagian

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

besar pemain TikTok, sensasi *horror* yang terlalu intens justru memicu respons negatif/keluhan alih-alih kepuasan.

2. Genre *Roleplay* (Representasi: Gunung/Gacoan) dengan stabilitas netral Genre *Roleplay* menunjukkan pola yang didominasi oleh sentimen netral sebesar 42.9%.

   a. Analisis: Genre ini didominasi oleh tipe Socializers. Interaksi yang terjadi di kolom komentar lebih bersifat fungsional dan sosial daripada penilaian kualitas *game*.
   b. Temuan: Sebagian besar komentar berisi ajakan bermain ("Mabar yuk"), *tagging* teman, atau pertanyaan seputar teknis server. Hal ini menunjukkan bahwa pemain menikmati *game* ini sebagai sarana bersosialisasi, sehingga opini subjektif tentang bagus/jeleknya *game* menjadi sekunder.

3. Genre RPG (Representasi: *Blox Fruits*) dengan apresiasi positif tertinggi Menariknya, genre RPG mencatat rasio sentimen positif tertinggi di antara genre lainnya (28.1%), dengan tingkat sentimen negatif yang paling rendah (24.9%).

   a. Analisis: Hal ini relevan dengan karakteristik pemain tipe *Achievers* yang berorientasi pada hasil. Meskipun *game* ini kompetitif, kepuasan pemain sangat tinggi ketika mereka berhasil mencapai target.
   b. Temuan: Sentimen positif didorong oleh rasa bangga atas pencapaian (*achievement*) seperti mendapatkan item langka ("Dapet Kitsune"), kemenangan ("*Ez win*"), atau keberhasilan menaikkan level. Solidaritas komunitas dalam berbagi informasi (*trading*) juga berkontribusi pada tingginya sentimen positif ini.

4.6. *Analisis Kualitatif Kata Kunci*

Untuk memvalidasi temuan statistik di atas, dilakukan analisis visualisasi kata (*Word Cloud*) pada sentimen dominan di setiap genre. Analisis ini bertujuan untuk mengidentifikasi kata kunci yang paling sering muncul serta merepresentasikan persepsi dan pengalaman pemain secara kualitatif. Dengan pendekatan ini, interpretasi hasil kuantitatif dapat diperkaya melalui konteks bahasa yang digunakan oleh pengguna. Visualisasi hasil analisis tersebut disajikan pada Gambar 4, yang menampilkan *Word Cloud* kata kunci dominan pada masing-masing klaster sentimen..



Gambar 4. Word Cloud Kata Kunci Dominan

Analisis Visualisasi *Word cloud*: Berdasarkan hasil *Word cloud* yang telah dibersihkan dari *stopwords*, terlihat pola kata kunci yang kontras antara sentimen negatif dan positif pada genre yang berbeda:

1. Pada Klaster Sentimen Negatif (Genre *Horror*): Kata dominan yang muncul adalah "SERAM", "PUSING", dan "SENDIRI". Hal ini mengindikasikan bahwa meskipun rasa takut adalah tujuan utama *game horror*, intensitas yang berlebihan seperti efek visual yang menyebabkan pusing (*motion sickness*) atau ketakutan akibat bermain sendiri dapat memicu respons negatif berupa ketidaknyamanan fisik atau psikologis bagi sebagian pemain. Selain itu, kata "ANJING" muncul signifikan sebagai bentuk ekspresi kekagetan yang ekstrem atau umpatan kekesalan.
2. Pada Klaster Sentimen Positif (Genre *Roleplay*): Kata dominan yang muncul adalah "MUNCAK", "BARENG", "IKUT", dan "BAGUS". Temuan ini sangat konsisten dengan karakteristik genre *Roleplay* yang mengutamakan interaksi sosial. Kemunculan kata "Bareng" dan "Ikut" menegaskan bahwa sumber kepuasan utama pemain bukan berasal dari mekanik permainan individu, melainkan dari aktivitas

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

kebersamaan (mabar) dan interaksi komunitas

5. DISKUSI

Hasil penelitian menunjukkan bahwa distribusi sentimen pengguna TikTok terhadap game Roblox didominasi oleh sentimen Netral dan Negatif, dengan proporsi sentimen Negatif yang relatif tinggi dibandingkan sentimen Positif. Temuan ini memberikan interpretasi bahwa interaksi pengguna di media sosial tidak selalu merepresentasikan kepuasan, melainkan sering berfungsi sebagai ruang diskusi fungsional dan ekspresi keluhan. Pola tersebut menunjukkan bahwa popularitas platform tidak secara otomatis berbanding lurus dengan kualitas pengalaman bermain (*user experience*). Dalam konteks tujuan penelitian, hasil ini menjelaskan bagaimana data komentar TikTok mampu menangkap dinamika emosional pemain yang lebih cair dibandingkan ulasan formal di toko aplikasi.

Jika dibandingkan dengan penelitian terdahulu, temuan ini memperkuat hasil [4], [5] yang menyatakan bahwa data komentar TikTok cenderung didominasi oleh pernyataan netral dan keluhan teknis. Hasil penelitian ini juga sejalan dengan [8] yang menemukan bahwa sentimen negatif pada genre horror sering dipicu oleh ketidaknyamanan fisik dan teknis, meskipun tema permainan disukai. Namun, berbeda dengan penelitian [7] yang menunjukkan dominasi sentimen positif pada genre RPG berbasis ulasan aplikasi, penelitian ini menunjukkan bahwa konteks media sosial menghasilkan distribusi sentimen yang lebih kritis. Perbedaan ini mengindikasikan bahwa sumber data berperan penting dalam membentuk pola sentimen yang teramati.

Analisis komparatif antar genre menunjukkan bahwa genre Horror mencatat rasio sentimen Negatif tertinggi, sedangkan genre RPG memiliki proporsi sentimen Positif paling dominan. Temuan ini dapat dijelaskan melalui karakteristik pengalaman bermain, di mana intensitas elemen *horror* seperti *jumpscare*, kegelapan visual, dan tekanan psikologis memicu respons emosional negatif ketika melampaui ambang kenyamanan pemain. Sebaliknya, genre RPG menampilkan sentimen positif yang kuat karena keberhasilan mencapai *achievement* dan progres karakter memberikan kepuasan intrinsik bagi pemain. Genre Roleplay menunjukkan dominasi sentimen Netral, yang mencerminkan fungsi permainan sebagai media interaksi sosial dibandingkan sarana evaluasi kualitas teknis.

Dari sisi teoretis, hasil penelitian ini memperkuat pemahaman bahwa analisis sentimen pada industri game perlu mempertimbangkan konteks genre dan karakteristik emosional pemain secara simultan. Dari sisi praktis, temuan ini memberikan gambaran bagi pengembang bahwa stabilitas teknis dan kenyamanan bermain menjadi faktor yang sangat sensitif dalam membentuk persepsi negatif pengguna. Penelitian ini juga menunjukkan bahwa algoritma Multinomial Naïve Bayes dengan dukungan *preprocessing* berbasis kamus domain mampu menangkap keluhan teknis secara presisi pada data media sosial. Meskipun demikian, penelitian ini masih dibatasi oleh pendekatan klasifikasi sentimen umum yang belum memisahkan aspek spesifik seperti grafis, gameplay, dan komunitas secara terperinci.

6. KESIMPULAN DAN SARAN

6.1. *Kesimpulan*

Berdasarkan hasil analisis sentimen dan klasifikasi menggunakan algoritma Multinomial Naïve Bayes terhadap 2.469 data komentar valid dari TikTok mengenai *game* Roblox, dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Distribusi Sentimen Global: Persepsi pengguna TikTok terhadap ekosistem Roblox tidak sepenuhnya positif. Hasil analisis menunjukkan dominasi sentimen Netral (40,2%), diikuti oleh sentimen Negatif (33,7%), dan Positif (26,1%). Tingginya angka sentimen negatif (lebih dari sepertiga total data) mematahkan asumsi umum bahwa pemain Roblox selalu merasa puas, di mana keluhan teknis dan kenyamanan bermain menjadi faktor dominan.
2. Preferensi Berdasarkan Genre (Studi Komparatif): Terdapat perbedaan karakteristik sentimen yang signifikan dan unik antar genre:
    a. Genre *Horror* mencatat rasio sentimen Negatif Tertinggi (43,3%). Analisis kualitatif menunjukkan bahwa intensitas elemen *horror* yang berlebihan (seperti efek visual gelap dan *jumpscare*) sering kali memicu respons fisik negatif seperti pusing (*motion sickness*) dan trauma, alih-alih kepuasan adrenalin.

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

b. Genre RPG mencatat rasio sentimen Positif Tertinggi (28,1%). Kepuasan pemain pada genre ini didorong oleh rasa bangga atas pencapaian (*achievement*) dalam permainan, seperti mendapatkan item langka atau memenangkan kompetisi.
c. Genre *Roleplay* cenderung stabil dengan dominasi sentimen Netral (42,9%), yang mencerminkan fungsi *game* sebagai media interaksi sosial dan komunikasi fungsional (mabar).

3. Performa Algoritma: Algoritma Multinomial Naïve Bayes dengan fitur ekstraksi TF-IDF terbukti efektif dalam mengklasifikasikan data komentar media sosial yang tidak baku. Model menghasilkan Akurasi Global sebesar 77,78%. Selain itu, model menunjukkan ketajaman yang sangat baik dalam mendeteksi keluhan pengguna, dibuktikan dengan nilai Presisi sebesar 91% pada kelas Negatif.

6.2. *Saran*

Penelitian ini masih memiliki keterbatasan yang dapat dikembangkan pada penelitian selanjutnya maupun menjadi masukan bagi industri:

1. Bagi Pengembang *Game* Roblox:
   a. Untuk pengembang genre *Horror*, disarankan untuk mengevaluasi kembali intensitas efek visual (seperti kedipan cahaya atau kegelapan ekstrem) agar tidak menimbulkan ketidaknyamanan fisik (*motion sickness*) bagi pemain.
   b. Untuk pengembang genre RPG, disarankan untuk mempertahankan mekanisme *reward* yang memuaskan pemain, namun tetap perlu memprioritaskan stabilitas *server* dan optimasi jaringan, mengingat genre ini memiliki basis pemain kompetitif yang sangat sensitif terhadap gangguan teknis (*lag*).

2. Bagi Peneliti Selanjutnya:
   a. Pengembangan Model: Penelitian selanjutnya disarankan untuk membandingkan metode Naïve Bayes dengan algoritma *Deep learning* seperti LSTM (*Long Short-Term Memory*) atau BERT. Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa model *Deep learning* mampu menangani konteks kalimat yang kompleks, seperti sarkasme yang sering muncul di media sosial, dengan akurasi yang lebih tinggi [19], [24]. Meskipun demikian, algoritma Naïve Bayes tetap direkomendasikan untuk dipertahankan sebagai model dasar (*baseline*) pengujian karena keunggulan efisiensi komputasinya [25].
   b. Analisis Aspek: Menerapkan *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA) untuk mengetahui secara spesifik aspek apa yang paling banyak dikeluhkan (misalnya: aspek grafik, aspek *game*play, atau aspek komunitas). Pendekatan ini dapat memberikan wawasan yang lebih granular dibandingkan analisis sentimen umum [20], [21].

DAFTAR PUSTAKA

[1] N. K. F. P. Dewi, I. G. I. Sudipa, I. W. Sunarya, N. W. J. Kusuma Dewi, and A. S. Kusuma, "Sentiment Analysis of Roblox Game Reviews Using Support Vector Machine Method," *Sinkron: Jurnal dan Penelitian Teknik Informatika*, vol. 9, no. 4, pp. 1863–1876, 2025, doi: 10.33395/sinkron.v9i4.15272.

[2] A. F. Alkindi and N. Nasution, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna pada Game Roblox dengan Metode Support Vector Machine dan Naive Bayes," *J-Com (Journal of Computer)*, vol. 4, no. 2, pp. 164–177, 2024, doi: 10.33330/j-com.v4i2.3319.

[3] J. P. Pertiwi and A. U. Hana, "Data-Driven Decision Making in MSMEs: Leveraging Free Analytics Tools for Financial Planning and Efficiency," *Journal of Management and Informatics*, vol. 4, no. 1, pp. 617–632, Apr. 2025, doi: 10.51903/jmi.v4i1.146.

[4] F. A. Indriyani, A. Fauzi, and S. Faisal, "Analisis Sentimen Aplikasi TikTok Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine," *TEKNOSAINS: Jurnal Sains, Teknologi dan Informatika*, vol. 10, no. 2, pp. 176–184, 2023, doi: 10.37373/tekno.v10i2.419.

[5] P. W. Sari, Firmansyah, and A. R. Kadafi, "Perbandingan Algoritma Random Forest dan Naïve Bayes dalam Menganalisis Sentimen Ulasan pada Produk Skincare Lokal di Media Sosial TikTok," *JITET (Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan)*, vol. 13, no. 3S1, pp. 8150–8158, 2025, doi: 10.23960/jitet.v13i3s1.8150.

[6] P. W. Sari, Firmansyah, and A. R. Kadafi, "Optimasi Metode Decision Tree Menggunakan Particle Swarm Optimization untuk Analisis Sentimen Review Game GTA V Roleplay," *Jurnal Sains dan Teknologi*, vol. 5, no. 1, pp. 457–461, 2023, doi: 10.55338/saintek.v5i1.1371.

[7] Y. Firmansyah, R. Kurniawan, and Y. A. Wijaya, "Analisis Data Sentimen Pemain Game Role-Playing Game (RPG) Honkai Star Rail dengan Algoritma Naive Bayes," *Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 6, no. 1, pp. 127–135, 2024, doi: 10.36499/jinrpl.v6i1.10243.

[8] D. K. Wardani and M. K. Mayangsari, "Analysis Hybrid Metrics for Emotion Detection (Case Study: Gaming Context)," *The Indonesian Journal of Computer Science*, vol. 14, no. 1, pp. 12–20, 2025, doi: 10.33022/ijcs.v14i1.4535.

[9] M. A. R. Ananda and H. H. Nuha, "Comparative Analysis of Naïve Bayes and K-Nearest Neighbor for Indonesian Text Classification," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 7, no. 2, pp. 310–318, 2023, doi: 10.29207/resti.v7i2

[10] S. A. Ghaffar and W. C. Setiawan, "Comparative Sentiment Analysis of Digital Wallet Applications in Indonesia Using Naïve Bayes," *International Journal of Informatics and Information Systems*, vol. 8, no. 2, 2025, doi: 10.47738/ijiis.v8i2.251.

[11] C. Suhaeni, S. A. Kamila, F. Fahira, M. Yusran, and G. A. Dito, "Exploring a Large Language Model on the ChatGPT Platform for Indonesian Text Preprocessing Tasks," *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*, vol. 9, no. 1, pp. 100-116, 2025, doi: 10.29244/ijsa.v9i1p100-116.

[12] V. B. Lestari and C. A. Hutagalung, "Evaluation of TF-IDF Extraction Techniques in Sentiment Analysis of Indonesian-Language Marketplaces Using SVM, Logistic Regression, and Naive Bayes," *J-KOMA: Jurnal Ilmu Komputer dan Aplikasi*, vol. 8, no. 1, pp. 36–44, 2025, doi: 10.21009/j-koma.v8i1.05.

[13] H. Jamaludin, "Artificial Intelligence in Education Management: A Systematic Review of Decision Support Systems for Inclusive Education," *Journal of Technology Informatics and Engineering*, vol. 4, no. 3, pp. 337–349, Dec. 2025, doi: 10.51903/jtie.v4i3.430.

[14] J. Xiao, Y. Wang, J. Chen, L. Xie, and J. Huang, "Impact of Resampling Methods and Classification Models on the Imbalanced Credit Scoring Problems," *Information Sciences*, vol. 569, pp. 508–526, 2021, doi: 10.1016/j.ins.2021.05.029.

[15] P. J. B. Pajila, B. G. Sheena, A. Gayathri, J. Aswini, and M. Nalini, "A Comprehensive Survey on Naive Bayes Algorithm: Advantages, Limitations and Applications," in *Proc. 4th International Conference on Smart Electronics and Communication (ICOSEC)*, pp. 1228–1234, 2023, doi: 10.1109/icosec58147.2023.10276274.

[16] D. Chicco and G. Jurman, "The Advantages of the Matthews Correlation Coefficient (MCC) Over F1 Score and Accuracy in Binary Classification Evaluation," *BMC Genomics*, vol. 21, no. 1, p. 6, 2020, doi: 10.1186/s12864-019-6413-7.

[17] R. Jain, A. Kumar, A. Nayyar, K. Dewan, R. Garg, S. Raman, and S. Ganguly, "Explaining Sentiment Analysis Results on Social Media Texts Through Visualization," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 82, no. 15, pp. 22613–22629, 2023, doi: 10.1007/s11042-023-14432-y.

[18] D. Handayani, N. Rahaningsih, R. D. Dana, and C. L. Rohmat, "Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Mobile JKN di Playstore Menggunakan Metode Multinomial Naïve Bayes," *INTEK: Jurnal Informatika dan Teknologi Informasi*, vol. 8, no. 1, 2025, doi: 10.37729/intek.v8i1.5770.

[19] E. L. Utari and S. H. Wibowo, "Analisis Komparatif Algoritma SVM Naive Bayes dan LSTM pada Sentimen Komentar Lagu Labour," *Jurnal Informatika Teknologi dan Sains (JINTEKS)*, vol. 7, no. 3, pp. 1276–1286, Aug. 2025, doi: 10.51401/jinteks.v7i3.6213.

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

[20] P. A. Lestari, Z. R. Saputri, R. Jamilah, F. Febiyanti, M. Fadli, and T. S. N. Koeswara, “Illegal Deepfake-Based Artificial Intelligence Content and Efforts to Combat It in Indonesia,” *Jurnal Ilmiah Sistem Informasi*, vol. 5, no. 1, pp. 26–35, Jan. 2026, doi: 10.51903/r5xwq018.

[21] S. Imron, E. I. Setiawan, J. Santoso, and M. H. Purnomo, "Aspect Based Sentiment Analysis Marketplace Product Reviews Using BERT, LSTM, and CNN," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 7, no. 3, pp. 586–591, 2023, doi: 10.29207/resti.v7i3.4751.

[22] A. Z. Ramadhan, R. Wijaya, and S. Shaufiah, "Mapping Gestures Based on Text Emotion Classification for a Virtual Chatbot for Early Marriage Consultation in Lombok Using RoBERTa Model," *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)*, vol. 6, no. 5, pp. 3729–3749, 2025, doi: 10.52436/1.jutif.2025.6.5.5038.

[23] B. Wilie, K. Vincentio, G. I. Winata, S. Cahyawijaya, X. Li, Z. Y. Lim, S. Soleman, R. Mahendra, P. Fung, S. Bahar, and A. Purwarianti, "Indonlu: Benchmark and Resources for Evaluating Indonesian Natural Language Understanding," in *Proc. 1st Conf. Asia-Pacific Chapter Assoc. for Computational Linguistics & 10th Int. Joint Conf. on Natural Language Processing*, Suzhou, China, Dec. 2020, pp. 843–857, doi: 10.18653/v1/2020.aacl-main.85.

[24] A. Rosid, D. O. Siahaan, and A. Saikhu, "Sarcasm Detection in Indonesian-English Code-Mixed Text Using Multihead Attention-Based Convolutional and Bi-Directional GRU," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 137063–137079, 2024, doi: 10.1109/access.2024.3436107.

[25] A. P. Wibawa, R. Sabtu, F. N. Nurhadi, and D. Wirawan, "Naïve Bayes Classifier for Journal Quartile Classification," *Int. J. Recent Contrib. from Eng. Sci. IT*, vol. 7, no. 2, p. 91, 2019, doi: 10.3991/ijes.v7i2.10659.