

Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Ulasan Aplikasi Roblox Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier

Sukma Arif Wibowo^{*1}, Abdussalam²

^{1,2}Program Studi Teknik Informatika, Universitas Dian Nuswantoro, Indonesia
Email: ¹111202214144@mhs.dinus.ac.id, ²abdussalam@dsn.dinus.ac.id

Abstrak

Perkembangan pesat aplikasi permainan daring seperti Roblox di Indonesia menghasilkan volume ulasan pengguna yang sangat besar di Google Play Store, yang memuat informasi berharga mengenai kepuasan dan keluhan pengguna. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis sentimen berbasis aspek (*Aspect-Based Sentiment Analysis*) guna memetakan persepsi pengguna secara lebih mendalam ke dalam enam aspek, yaitu konten, performa, keamanan, monetisasi, grafis, dan layanan. Metode yang digunakan adalah algoritma Multinomial Naive Bayes dengan pembobotan fitur *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Pelabelan sentimen pada dataset dilakukan secara otomatis berdasarkan skor rating ulasan pengguna (bintang 1-2 untuk negatif, 3 untuk netral, dan 4-5 untuk positif) guna meminimalisir bias subjektivitas. Dataset yang digunakan berjumlah 49.507 ulasan yang dibagi menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80:20. Untuk mengatasi masalah ketidakseimbangan data (*class imbalance*), penelitian ini mengimplementasikan algoritma Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE). Hasil pengujian menunjukkan bahwa model Naive Bayes yang dioptimasi dengan SMOTE mencapai tingkat akurasi sebesar 74,48%. Analisis per aspek menunjukkan aspek Konten memiliki sentimen positif tertinggi (73,9%), sementara aspek keamanan memiliki sentimen negatif yang signifikan (51,6%). Kesimpulannya, penerapan SMOTE terbukti efektif mendongkrak performa deteksi kelas minoritas sehingga model mampu memetakan persepsi pengguna di berbagai spektrum emosi dengan seimbang.

Kata kunci: *Analisis Sentimen Berbasis Aspek, Klasifikasi Teks, Naive Bayes, Roblox, TF-IDF, Ulasan Pengguna.*

Aspect-Based Sentiment Analysis of Roblox App Reviews Using the Naive Bayes Classifier Algorithm

Abstract

The rapid growth of online gaming apps such as Roblox in Indonesia has generated a massive volume of user reviews on the Google Play Store, which contain valuable information regarding user satisfaction and complaints. This study aims to conduct Aspect-Based Sentiment Analysis to map user perceptions in greater depth across six aspects: content, performance, security, monetization, graphics, and service. The method used is the Multinomial Naive Bayes algorithm with Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) feature weighting. Sentiment labeling on the dataset was performed automatically based on user review rating scores (1–2 stars for negative, 3 for neutral, and 4–5 for positive) to minimize subjective bias. The dataset consists of 49,507 reviews, divided into training and test data with an 80:20 ratio. To address the issue of data imbalance (class imbalance), this study implemented the Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE) algorithm. Test results show that the Naive Bayes model optimized with SMOTE achieved an accuracy rate of 74,48%. Analysis by aspect shows that the Content aspect has the highest positive sentiment (73.9%), while the Safety aspect has significant negative sentiment (51.6%). In conclusion, the application of SMOTE has proven effective in boosting the detection performance for minority classes, enabling the model to map user perceptions across the emotional spectrum in a balanced manner.

Keywords: *Aspect-Based Sentiment Analysis, Naive Bayes, Roblox, Text Classification, TF-IDF, User Reviews.*

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital yang pesat mendorong meningkatnya penggunaan aplikasi berbasis mobile dalam kehidupan sehari-hari, termasuk di bidang hiburan dan permainan. Salah satu platform yang berkembang signifikan adalah Roblox, sebuah platform user-generated content (UGC) yang memungkinkan pengguna

membuat, berbagi, dan memainkan berbagai permainan secara daring. Menurut laporan terkini, Roblox memiliki lebih dari 111,8 juta daily active user (DAU) secara global, dengan pengguna aktif di Indonesia mencapai 1,33 juta pengguna [1]. Tingginya jumlah pengguna ini menghasilkan ribuan ulasan setiap harinya di Google Play Store yang berisi opini, keluhan, maupun apresiasi terhadap aplikasi tersebut.

Ulasan pengguna di Google Play Store merupakan sumber informasi penting yang dapat dimanfaatkan oleh pengembang aplikasi untuk memahami kepuasan dan keluhan pengguna [2]. Namun karena jumlahnya yang sangat besar, analisis secara manual menjadi tidak efisien dan membutuhkan waktu yang lama. Oleh karena itu, dibutuhkan pendekatan otomatis untuk mengekstraksi informasi dari data ulasan tersebut, salah satunya melalui analisis sentimen [3].

Analisis sentimen merupakan proses pengolahan data teks secara otomatis untuk mengidentifikasi opini yang terkandung dalam suatu kalimat, apakah bersifat positif, negatif, atau netral [4]. Dalam perkembangannya, analisis sentimen tidak hanya dilakukan pada tingkat dokumen secara keseluruhan, tetapi juga pada tingkat aspek atau yang dikenal sebagai Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA). ABSA bertujuan untuk menemukan polaritas sentimen berdasarkan aspek-aspek tertentu yang telah ditentukan sehingga memberikan informasi sentimen yang lebih komprehensif [5].

Salah satu metode yang sangat efektif dan sering digunakan dalam analisis sentimen data teks adalah *Naive Bayes Classifier* (NBC). Algoritma klasifikasi berbasis Teorema Bayes ini memiliki sejumlah keunggulan, di antaranya adalah efisiensi komputasi, kemudahan implementasi, serta performa yang tangguh dalam memproses dataset berukuran kecil maupun besar [6].

Beberapa penelitian sebelumnya telah membuktikan efektivitas Naive Bayes dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan aplikasi di Google Play Store. Penelitian pada ulasan aplikasi BRImo menghasilkan akurasi sebesar 84,52% menggunakan algoritma Naive Bayes [7]. Penelitian serupa pada ulasan aplikasi LinkedIn menghasilkan akurasi 84% [8]. Dan pada ulasan aplikasi Sirekap mencapai akurasi 90% [9].

Penelitian yang berfokus pada analisis sentimen aplikasi game telah banyak dilakukan belakangan ini. Sebagai contoh, penelitian mengenai ulasan pengguna game Roblox telah berhasil mengevaluasi dan membandingkan berbagai model *machine learning* (seperti SVM dan Naive Bayes) untuk klasifikasi sentimen pada tingkat dokumen [10]. Sementara itu, pendekatan *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA) juga telah mulai diterapkan pada ranah game secara spesifik, seperti penelitian pada ulasan game *Honkai: Star Rail* yang membuktikan bahwa *Naive Bayes Classifier* cukup efektif dalam mengekstraksi dan mengklasifikasikan multi-label aspek ulasan pemain [6].

Meskipun berbagai penelitian telah dilakukan terkait analisis sentimen Roblox, penelitian yang mengintegrasikan pendekatan ABSA khusus pada ulasan berbahasa Indonesia dengan dataset skala besar masih sangat terbatas. Penelitian Roblox sebelumnya [10] umumnya hanya berfokus pada analisis sentimen keseluruhan (level dokumen), sehingga opini pengguna belum terpetakan ke dalam kategori keluhan teknis yang spesifik, memunculkan sebuah *research gap* pada pemahaman level aspek. Selain itu, meskipun tren penelitian *Natural Language Processing* (NLP) terkini telah banyak memanfaatkan arsitektur mutakhir seperti metode IndoBERT [11], [12] ataupun menerapkan algoritma penyeimbang data seperti SMOTE [13], algoritma Naive Bayes tetap diteliti efisiensinya dalam penelitian ini sebagai *baseline* model probabilistik yang ringan dalam memproses dataset ABSA skala besar. Aspek yang dianalisis pada penelitian ini meliputi performa, konten & gameplay, grafis & tampilan, monetisasi, keamanan & privasi, dan komunitas & sosial.

Meskipun pendekatan ABSA mulai diterapkan pada game lain, penerapannya pada game Roblox berbahasa Indonesia masih menghadapi tantangan ketidakseimbangan kelas (class imbalance) yang ekstrem pada ulasan pengguna. Penelitian terdahulu seringkali mengabaikan masalah ini sehingga menghasilkan akurasi yang bias pada kelas minoritas seperti sentimen netral. Oleh karena itu, keunggulan penelitian ini terletak pada integrasi penyeimbangan data menggunakan algoritma SMOTE untuk mengoptimasi performa Naive Bayes, sehingga menghasilkan pemetaan sentimen berbasis aspek yang tidak hanya ringan secara komputasi tetapi juga adil dan objektif di setiap kelas sentimen.

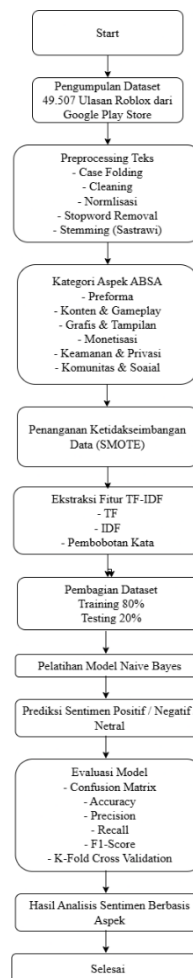
2. METODE PENELITIAN

Untuk mencapai tujuan analisis sentimen berbasis aspek pada ulasan aplikasi Roblox, penelitian ini dilakukan melalui beberapa langkah sistematis, mulai dari pengumpulan data hingga evaluasi model.

2.1 Alur Penelitian

Penelitian ini dimulai dengan mengumpulkan dataset yang terdiri dari 49.507 ulasan pengguna Indonesia yang diperoleh dari Google Play Store. Agar mendapatkan data teks yang bersih, dilakukan proses preprocessing seperti case folding, tokenizing, filtering (menghapus *stopwords*), dan *stemming* terhadap data tersebut. Selanjutnya, ulasan dibagi menjadi enam aspek utama: performa, konten & gameplay, grafis & tampilan,

monetisasi, keamanan & privasi, serta komunitas & sosial. Adapun alur pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 1 dibawah ini:



Gambar 1. Alur Penelitian

2.2 Persiapan Data dan Prapemrosesan Teks

Studi dimulai dengan mengumpulkan data ulasan aplikasi Roblox dari Google Play Store sebanyak 49.507 data. Sebelum analisis dilakukan, data mentah itu mengalami tahapan pra-pemrosesan teks untuk memperbaiki kualitas data. Tahapan ini mencakup case folding guna menyamakan huruf, cleaning untuk menghilangkan karakter non-alfabet, normalisasi untuk memperbaiki kata yang tidak baku, stopwords removal untuk menyingkirkan kata-kata yang tidak bermakna kontekstual, serta *stemming* dengan library Sastrawi untuk mengembalikan kata pada bentuk dasarnya.

Selain prapemrosesan teks, dilakukan pula pelabelan sentimen otomatis berbasis nilai *rating* ulasan pengguna. Aturan pelabelan yang diterapkan adalah: ulasan dengan rating bintang 4 dan 5 diberi label Positif, rating bintang 3 diberi label Netral, serta rating bintang 1 dan 2 diberi label Negatif.

2.3 Ekstraksi Fitur TF-IDF

Tahap selanjutnya adalah ekstraksi fitur menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Metode ini bertujuan untuk mentransformasi data teks menjadi representasi numerik dengan menghitung bobot kepentingan suatu kata terhadap dokumen dalam dataset. Nilai *Term Frequency* (TF) merepresentasikan frekuensi kemunculan kata dalam suatu ulasan, sementara *Inverse Document Frequency* (IDF) berfungsi untuk mengurangi bobot kata-kata yang terlalu sering muncul di seluruh dataset dan meningkatkan bobot kata-kata yang bersifat unik serta informatif [14]. Perhitungan bobot TF-IDF dilakukan dengan parameter spesifik: *ngram_range*=(1,2) digunakan untuk menangkap konteks kata majemuk (unigram dan bigram), *max_features*=15.000 ditetapkan untuk membatasi dimensi ruang vektor hanya pada fitur kata yang paling relevan

guna menekan beban komputasi, serta $\min_df=2$ digunakan untuk mengabaikan kosa kata yang berpotensi sebagai *noise* atau *typo* karena muncul kurang dari dua kali dalam dokumen.

$$W_{dt} = TF_{dt} \times \log \frac{N}{df_t} \tag{1}$$

- W_{dt} : Bobot kata t dalam dokumen d .
- TF_{dt} : Frekuensi kemunculan kata t dalam dokumen d .
- N : Total jumlah ulasan dalam dataset (49.507 data).
- TF_{dt} : Jumlah ulasan yang mengandung kata t .

2.4 Kategorisasi ABSA

Karena penelitian ini merupakan *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA), ulasan yang telah diproses kemudian dikategorikan ke dalam enam aspek utama, yaitu Performa, Konten, Keamanan, Monetisasi, Grafis, dan Layanan. Proses kategorisasi ini dilakukan menggunakan pendekatan berbasis aturan (*rule-based*) dengan mencocokkan kata kunci (*keywords*) yang relevan pada setiap ulasan. Daftar kata kunci ini disusun berdasarkan observasi empiris terhadap sampel ulasan serta divalidasi relevansinya terhadap domain permainan daring. Sebagai contoh, aspek 'Performa' diidentifikasi melalui kata kunci seperti *lag*, *patah*, *loading*, dan *berat*; aspek 'Keamanan' mencakup *hack*, *curi*, dan *banned*; sementara aspek 'Monetisasi' mencakup *robux*, *topup*, dan *mahal*.

Tabel 1. Daftar Kata Kunci (Keywords) Berbasis Aturan Per Aspek

Kategori Aspek	Kata Kunci (Keywords)
Performa	Lag, patah-patah, lemot, <i>force close</i>
Konten & Gameplay	Seru, game, main, mabar, teman, asik, map, fitur, permainan
Keamanan & Privasi	Hack, curi, banned, scam, ilang, tipu, privasi
Monetisasi	Robux, topup, mahal, murah, beli, bayar, uang, koin, harga
Grafis & Tampilan	Grafis, burik, grafik, bagus, hd, buram, visual, gambar, tampilan
Layanan	Update, developer, admin, bug, error, sistem, perbaikan

2.5 Penanganan Ketidakseimbangan Data (SMOTE)

Dataset ulasan seringkali memiliki distribusi kelas yang tidak seimbang (*imbalanced data*), di mana mayoritas pengguna cenderung memberikan ulasan positif atau negatif yang ekstrem, sementara ulasan netral sangat sedikit. Untuk mencegah model mengalami bias (*accuracy paradox*) terhadap kelas mayoritas, penelitian ini menerapkan algoritma *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE). SMOTE bekerja dengan cara membangkitkan data sintesis baru untuk kelas minoritas berdasarkan interpolasi antara sampel yang berdekatan (*K-Nearest Neighbors*), sehingga jumlah data pada setiap kelas sentimen menjadi seimbang sebelum dimasukkan ke dalam tahap pelatihan model.

2.6 Algoritma Naïve Bayes (NBC)

Metode klasifikasi yang diterapkan dalam penelitian ini adalah algoritma *Naive Bayes Classifier* (NBC) [5], yang bekerja berdasarkan Teorema Bayes dengan asumsi bahwa setiap fitur (kata) memiliki independensi yang kuat satu sama lain. Pada pemodelan ini, parameter *Laplace Smoothing* ($\alpha=1.0$) ditetapkan secara eksplisit. Pemilihan parameter ini bertujuan untuk mengatasi masalah *zero-probability*, yakni ketika model dihadapkan pada kosa kata baru di data uji yang sebelumnya tidak pernah muncul di data latih, sehingga proses klasifikasi tetap dapat berjalan tanpa menghasilkan perhitungan probabilitas nol.

$$P(c|d) = \frac{P(d|c)XP(c)}{P(d)} \tag{2}$$

- Keterangan:
- $P(c|d)$: Peluang dokumen P masuk ke dalam kelas c .
- $P(c)$: Peluang awal kemunculan kelas c .
- $P(d|c)$: Peluang kemunculan fitur pada dokumen d di kelas c .
- $P(d)$: Peluang kemunculan dokumen d secara keseluruhan.

2.7 Evaluasi Model

Untuk menilai akurasi, precision, dan recall algoritma, evaluasi model kinerja algoritma menggunakan *Confusion Matrix*. Pengujian juga dilakukan dengan *K-Fold Cross Validation* untuk memastikan stabilitas model dan mencegah *overfitting* pada dataset yang besar. Metode ini adalah pengembangan dari metode paling canggih sebelumnya yang telah menunjukkan bahwa Naive Bayes efektif untuk data ulasan aplikasi. Namun, metode ini sekarang digunakan pada skala dataset yang lebih luas dan berbasis aspek.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Deskripsi Dataset dan Persiapan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 49.507 ulasan pengguna aplikasi Roblox berbahasa Indonesia yang diperoleh dari Google Play Store melalui teknik *web scraping*. Proses pemeriksaan kualitas data menunjukkan tidak terdapat nilai kosong pada kolom *content_normalized* maupun *label_sentiment*, serta tidak ditemukan data duplikat (0 baris). Dataset memiliki 13 kolom atribut yang mencakup isi ulasan, skor rating, label sentimen, dan metadata lainnya.

Pelabelan sentimen dilakukan berdasarkan skor rating yang diberikan pengguna. Ulasan dengan skor 4 dan 5 dikategorikan sebagai positif, skor 1 dan 2 sebagai negatif, dan skor 3 sebagai netral. Distribusi label sentimen pada dataset dapat dilihat pada Tabel 2 berikut.

Tabel 2. Distribusi Label Sentimen Dataset

Label Sentimen	Jumlah Data	Persentase (%)	Keterangan
Positif	32.202	65,0%	Mayoritas ulasan
Negatif	14.016	28,3%	Keluhan pengguna
Netral	3.289	6,6%	Ulasan ambigu
Total	49.507	100%	-

Berdasarkan Tabel 2, distribusi label sentimen menunjukkan ketidakseimbangan kelas (*class imbalance*) yang cukup signifikan. Kelas positif mendominasi dengan 32.202 ulasan (65,1%), diikuti kelas negatif sebanyak 14.016 ulasan (28,3%), dan kelas netral hanya 3.289 ulasan (6,6%). Kondisi ini merupakan hal yang umum pada dataset ulasan aplikasi, di mana pengguna yang puas cenderung lebih banyak meninggalkan ulasan daripada yang tidak puas. Ketidakseimbangan ini perlu diperhatikan dalam proses interpretasi hasil evaluasi model, khususnya pada kelas netral.



Gambar 1. WordCloud Ulasan Roblox Indonesia per Sentimen

Kalau dilihat dari Gambar 2, bisa dilihat bahwa tiap-tiap kategori sentimen mempunyai kata-kata kunci yang sangat berbeda. Dari kategori ulasan sentimen yang positif, kalimat atau kata-kata seperti "menyenangkan", "hebat", "bermain" dan "roblox" itu terlihat lebih dominan. Yang artinya ini menunjukkan bahwa banyak yang menghargai secara pengalaman bermain game dan variasi permainan dari game roblox ini yang menawarkan banyak oleh platform roblox. Dan juga, muncul kata-kata seperti "teman", "chat", dan "mabar" itu menunjukkan bahwa faktor-faktor sosial dan juga interaksi antar pengguna game roblox ikut berperan penting yaitu dalam meningkatkan kepuasan pengguna game roblox.

Pada ulasan sentimen netral, kalimat atau kata-kata yang dominan seperti "main", "game", "roblox", dan "permainan" itu lebih bersifat umum dan kalimat yang deskriptif dengan tanpa menunjukkan polaritas emosi yang sangat kuat. Hal ini juga menunjukkan bahwa ulasan-ulasan netral lebih cenderung berisi pernyataan yang informatif, pertanyaan atau bahkan komentar-komentar singkat yang berkaitan dengan penggunaan aplikasi atau game tanpa harus memberikan penilaian yang jelas yang berpengaruh kualitas aplikasi.

Di balik itu, pada ulasan sentimen negatif muncul dengan kalimat atau kata-kata dominan seperti "tidak", "bisa", "akun", "login", dan "update". Bermunculan kata-kata itu mengindikasikan bahwa banyak pengguna game

roblox yang mengalami kendala teknis. Contoh gagal login, akun pengguna bermasalah, error pada saat pembaruan aplikasi ke versi yang terbaru, error setelah memperbarui aplikasi bahkan sering gangguan pada fitur komunikasi. Selain kalimat diatas, kata "lag" dan "jaringan" juga bermunculan bahkan sering muncul di ulasan game roblox ini. Yang berarti performa aplikasi atau game roblox ini masih menjadi masalah utama dan masalah itu menjadi keluhan utama pengguna aplikasi atau game roblox ini terutama di Indonesia.

Secara keseluruhan dari ulasan-ulasan tersebut, visual dari WordCloud ini sangat membantu sehingga memberikan gambaran awal yang mengenai apa yang jadi kecenderungan dari opini pengguna aplikasi atau game tersebut sebelum melakukan proses klasifikasi sentimen dengan menggunakan algoritma Naive Bayes.

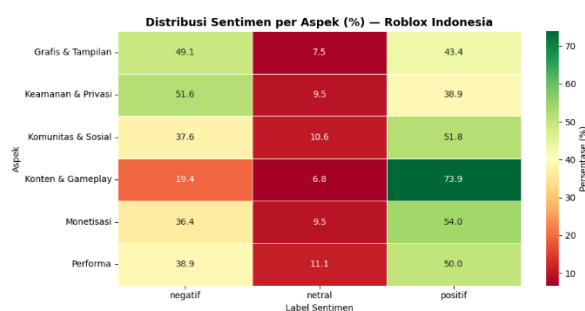
3.2. Analisis Aspek (Aspect-Based Sentiment Analysis)

Pada tahap ABSA, setiap ulasan diidentifikasi aspek yang dibahas menggunakan teknik pencocokan kata kunci berbasis kamus (*lexicon-based aspect detection*). Enam aspek yang didefinisikan meliputi: Performa, Konten & Gameplay, Grafis & Tampilan, Monetisasi, Keamanan & Privasi, dan Komunitas & Sosial. Ulasan yang tidak mengandung kata kunci dari aspek manapun dikategorikan sebagai *Umum*. Distribusi aspek pada seluruh dataset disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Distribusi Aspek pada Dataset Ulasan Roblox

Aspek	Jumlah Ulasan	Persentase (%)	Dominan Sentimen
Konten & Gameplay	16.632	33,6%	Positif (73,9%)
Komunitas & Sosial	9.567	19,3%	Positif (51,8%)
Performa	6.658	13,4%	Positif (50,0%)
Keamanan & Privasi	2.873	5,8%	Negatif (51,6%)
Monetisasi	2.411	4,9%	Positif (54,0%)
Grafis & Tampilan	332	0,7%	Negatif (49,1%)
Umum (tidak spesifik)	21.921	44,3%	Positif (65,1%)

Tabel 3 menunjukkan bahwa aspek konten & gameplay mendominasi dengan 16.632 ulasan (33,6%), diikuti oleh aspek komunitas & sosial sebanyak 9.567 ulasan (19,3%), dan performa sebanyak 6.658 ulasan (13,4%). Sementara itu, aspek grafis & tampilan memiliki jumlah paling sedikit, yaitu hanya 332 ulasan (0,7%). Sebanyak 21.921 ulasan (44,3%) tidak mengandung kata kunci aspek spesifik dan dikategorikan sebagai *Umum*, yang umumnya merupakan ulasan singkat seperti "bagus!", "mantap", atau "game terbaik".



Gambar 3. Distribusi Sentimen per Aspek (%)

Berdasarkan visualiasi dari Gambar 3. Menjelaskan bahwa setiap aspek pada game Roblox itu memiliki pembagian ulasan sentimen yang berbeda-beda. Dan kalau dilihat dari warna hijau, itu menunjukkan bahwa persentase ulasan sentimen positif itu lebih tinggi nilai nya, sedangkan yang warna merah itu menunjukkan bahwa dominasi ulasan sentimen negatif atau netral itu muncul pada aspek tertentu. Visual dari gambar 3 ini sangat membantu dan juga memperjelas kecenderungan opini dari pengguna game Roblox terhadap masing-masing aspek.

Aspek dari konten dan gameplay ini memiliki tingkat sentimen positif yang cukup tinggi sebesar 73,9 % dan persentase ulasan negatif hanya muncul di angka 19,4 %. Dari kedua angka hasil ini menunjukkan bahwa kebanyakan pengguna game roblox ini merasa puas. Dari variasi permainan, fitur-fitur dari gameplay nya, dan juga pengalaman bermain yang juga ditawarkan sama game Roblox ini. Angka 73,9 % ini dari ulasan sentimen positif menunjukkan bahwa konten yang di game Roblox ini menjadi kekuatan utama dari platform game Roblox terutama pengguna di Indonesia.

Pada aspek monetisasi dari ulasan sentimen positif berhasil mencapai 54,0%, sementara untuk ulasan sentimen negatif nya sebesar 36,4%. Ini menunjukkan sebagian besar pengguna dari game ini masih menerima sistem monetisasi dari platform Roblox ini, walaupun mungkin terdapat sejumlah pengguna yang mengeluh karena harga item atau harga Robux yang dianggap mahal.

Pada aspek performa, pembagian ulasan sentimen menunjukkan hasil yang cukup seimbang antara sentimen positif (50,0%) dengan negatif (38,9%). Ini menunjukkan bahwa sebagian pengguna game Roblox merasa aplikasi ini berjalan dengan sangat lancar tidak ada kendala apapun, sedangkan pengguna lainnya masih mengalami masalah seperti lag, loading yang sangat lama, bahkan dari sebagian ulasan memnunjukkan penurunan performa setelah pembaruan aplikasi.

Sementara dari segi keamanan dan privasi menunjukkan hasil yang didominasi ulasan sentimen negatif sebesar 51,6%, dibanding dengan ulasan sentimen positif yang meraih angka hanya 38,9%. Hasil ini menunjukkan bahwa keamanan akun pengguna dan perlindungan privasi pengguna masih menjadi masalah utama bahkan menjadi perhatian utama dari pengguna Roblox terutama di negara Indonesia. Banyak pengguna yang mengeluh seperti akun yang tiba-tiba diretas, kehilangan akses akun Roblox-Nya, dan juga menunjukkan aktivitas janggal dan mencurigakan.

Distribusi polaritas sentimen pada masing-masing aspek disajikan pada Tabel 4. Analisis ini penting untuk memahami aspek mana yang mendapat respons positif dan aspek mana yang menjadi keluhan utama pengguna.

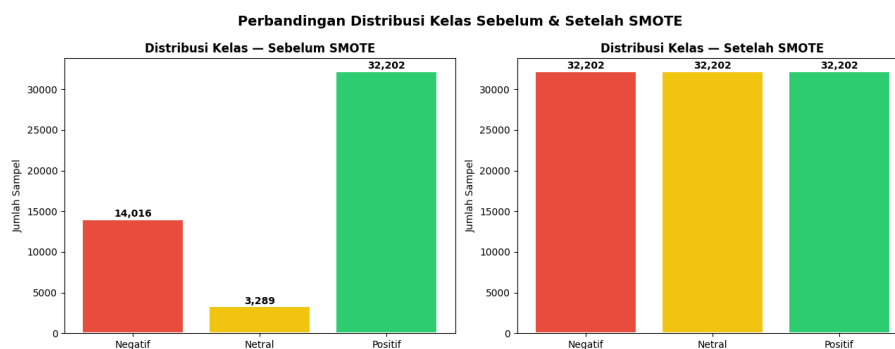
Tabel 4. Distribusi Sentimen per Aspek (%)

Aspek	Negatif (%)	Netral (%)	Positif (%)	Kesimpulan
Grafis & Tampilan	49,1%	7,5%	43,4%	Cenderung Negatif
Keamanan & Privasi	51,6%	9,5%	38,9%	Cenderung Negatif
Komunitas & Sosial	37,6%	10,6%	51,8%	Cenderung Positif
Konten & Gameplay	19,4%	6,8%	73,9%	Cenderung Positif
Monetisasi	36,4%	9,5%	54,0%	Cenderung Positif
Performa	38,9%	11,1%	50,0%	Cenderung Positif

Berdasarkan Tabel 4, aspek konten & gameplay memperoleh sentimen paling positif dengan persentase mencapai 73,9%, mencerminkan kepuasan pengguna terhadap variasi permainan yang tersedia di platform Roblox. Aspek Monetisasi juga cenderung positif (54,0%), kemungkinan karena banyak pengguna menilai roblox free-to-play dengan pilihan pembelian opsional. Sebaliknya, aspek keamanan & privasi mendapat sentimen negatif terbanyak (51,6%), diikuti aspek grafis & tampilan (49,1% negatif). Hal ini mengindikasikan bahwa pengguna Indonesia memiliki kekhawatiran terhadap keamanan akun, aktivitas peretasan, serta kualitas tampilan visual aplikasi.

3.3 Penyeimbangan Data dengan SMOTE

Pada tahap awal, dataset ulasan Roblox yang digunakan memiliki distribusi kelas yang sangat tidak seimbang (imbalanced data). Mayoritas ulasan didominasi oleh sentimen positif, sedangkan ulasan dengan sentimen netral sangat minoritas. Kondisi ini berpotensi menyebabkan model mengalami accuracy paradox, di mana model hanya pandai menebak kelas mayoritas namun gagal mengenali opini minoritas. Untuk mengatasi hal tersebut, algoritma Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE) diterapkan pada tahap prapemrosesan data. Teknik ini berhasil menyeimbangkan jumlah sampel pada kelas negatif, netral, dan positif, sehingga model dapat mempelajari karakteristik kosa kata dari masing-masing kelas secara lebih objektif dan adil.



Gambar 2. Perbandingan Distribusi Kelas Sentimen Sebelum & Setelah SMOTE

3.4 Pemodelan Naive Bayes dan Ekstraksi Fitur TF-IDF

Sebelum masuk ke tahap pemodelan, data dibagi menjadi dua subset menggunakan metode *stratified split* untuk menjaga proporsi tiap kelas label tetap seimbang antara data latih dan data uji. Pembagian data dilakukan dengan rasio 80:20 sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Pembagian Data Training dan Testing

Subset Data	Jumlah Data	Persentase (%)	Keterangan
Data Training	39.605	80%	Melatih model
Data Testing	9.902	20%	Menguji model

Ekstraksi fitur dilakukan menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) dengan konfigurasi *ngram_range=(1,2)* (unigram dan bigram), *max_features=15.000*, *min_df=2*, dan *sublinear_tf=True*. Hasilnya, matriks TF-IDF memiliki dimensi (39.605 × 15.000) untuk data training dan (9.902 × 15.000) untuk data testing. Total fitur (kosakata) yang terbentuk adalah 15.000 kata. Selanjutnya, model *Multinomial Naive Bayes* dengan parameter *alpha=1,0* (Laplace smoothing) dilatih menggunakan data training tersebut.

3.5 Hasil Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan menggunakan data testing sebanyak 9.902 sampel. Tabel 6 menyajikan *classification report* yang mencakup nilai *precision*, *recall*, dan *F1-Score* untuk setiap kelas sentimen.

Tabel 6. Classification Report Model Naive Bayes + SMOTE

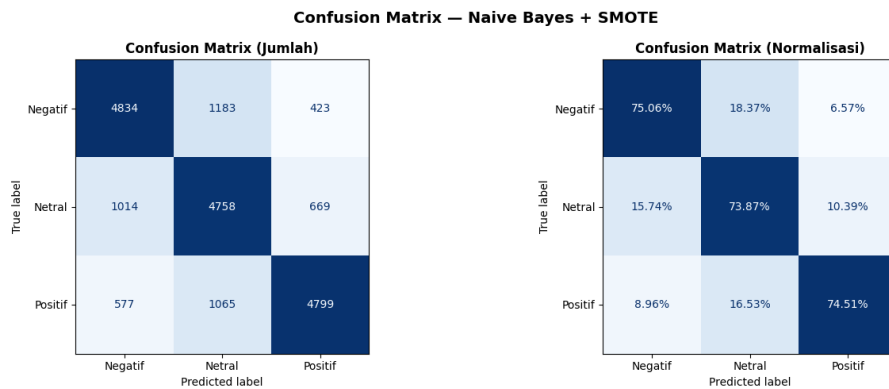
Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif	0,7524	0,7506	0,7515	6440
Netral	0,6791	0,7387	0,7077	6441
Positif	0,8146	0,7451	0,7783	6.441
Accuracy	-	-	0,7448	19322
Macro avg	0,7487	0,7448	0,7458	19322
Weighted avg	0,7487	0,7448	0,7458	19322

Berdasarkan hasil pengujian model *Multinomial Naive Bayes* yang disajikan pada Tabel 6, model berhasil mencapai tingkat akurasi keseluruhan sebesar 74,48%. Analisis performa per kelas menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan prediksi yang cukup baik, di mana kelas 'Positif' mencatatkan skor *precision* tertinggi sebesar 0,8146 dengan *F1-score* sebesar 0,7783. Sementara itu, kelas 'Negatif' menunjukkan stabilitas kinerja dengan *F1-score* sebesar 0,7515. Meskipun kelas 'Netral' memiliki *precision* terendah sebesar 0,6791, perolehan *recall* sebesar 0,7387 menunjukkan bahwa model masih cukup efektif dalam mengidentifikasi ulasan yang bersifat netral. Secara keseluruhan, nilai *macro average* dan *weighted average* yang konsisten di angka 0,74 hingga 0,75 mengindikasikan bahwa model memiliki reliabilitas yang stabil dalam mengklasifikasikan ketiga kelas sentimen tersebut.

Tabel 7. Confusion Matrix Model Naive Bayes + SMOTE

Aktual / Prediksi	Pred. Negatif	Pred. Netral	Pred. Positif
Aktual Negatif	4834	1183	423
Aktual Netral	1014	4758	669
Aktual Positif	577	1065	4799

Berdasarkan Tabel 7, terdapat 4.834 ulasan negatif yang diprediksi dengan benar (*True Negative*), namun 423 ulasan negatif salah diprediksi sebagai positif (*False Positive*). Untuk kelas positif, sebanyak 4.799 ulasan berhasil diprediksi benar (*True Positive*), sedangkan 577 ulasan positif salah diprediksi sebagai negatif. Kelas netral hanya berhasil diprediksi benar pada 4758 dari 6.441 sampel, mengonfirmasi permasalahan ketidakseimbangan kelas yang signifikan.



Gambar 5. Confusion Matrix - Naive Bayes + SMOTE

Dari visualisasi Gambar 5, bisa dilihat bahwa model Naive Bayes cukup mampu mengklasifikasikan sebagian besar data ulasan dengan bekerja cukup baik. Yang paling menonjol pada kelas ulasan sentimen positif. Nilai diagonal yang dihasilkan dari confusion matrix ini menunjukkan angka atau jumlah ulasan prediksi yang benar pada masing-masing kelas ulasan sentimen. Selain itu, di luar nilai diagonal menunjukkan jumlah angka kesalahan pada waktu klasifikasi yang dilakukan oleh model.

Pada kelas ulasan sentimen negatif memiliki angka sebanyak 4.834 ulasan yang berhasil diprediksi oleh model yang menghasilkan output dengan benar sebagai ulasan negatif. Tetapi, diketahui terdapat 423 ulasan sentimen negatif yang salah diklasifikasikan oleh model yang hasil outputnya menjadi positif. Ini menunjukkan kalau beberapa ulasan sentimen negatif ini mempunyai karakteristik kalimat atau kata yang hampir mirip dengan ulasan sentimen positif. Sehingga output dari model ini mengalami kesusahan dalam membedakan mana yang positif dan mana yang negatif secara tepat.

Begitu pula dari kelas ulasan sentimen positif. Model ini menunjukkan performa yang terbaik dengan menghasilkan output yaitu 4.799 ulasan sentimen positif yang sangat berhasil diprediksi oleh model sehingga tebakan dari model ini benar sebagai ulasan yang positif. Tetapi, terdapat pula angka 577 ulasan sentimen positif yang menghasilkan output yang salah memprediksi menjadi negatif.

Untuk kelas ulasan sentimen negatif model ini menunjukkan performa terendahnya. Dari keseluruhan total dari 6.441 ulasan sentimen yang mengandung netral, model ini hanya mampu memprediksi benar hanya 4.758 ulasan saja. Selain itu, ulasan yang lainnya dianggap salah sebagai negatif sebesar 1.014 ulasan dan yang dianggap oleh model ini yang positif sebesar 669 ulasan. Model ini menunjukkan beberapa kondisi mengalami kesulitan untuk mengenali dari karakteristik ulasan atau opini sentimen netral yang dikarenakan jumlah keseluruhan data netral jauh lebih sedikit dibandingkan kelas-kelas lainnya.

3.6 Hasil K-Fold Cross Validation

Untuk memvalidasi stabilitas dan keandalan model secara lebih robust, dilakukan *Stratified K-Fold Cross Validation* dengan K=10. Metode ini membagi seluruh dataset menjadi 10 bagian yang proporsional, kemudian melatih dan menguji model secara bergantian pada setiap bagian. Hasil K-Fold disajikan pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil K-Fold Cross Validation (K=10)

Metrik	Mean (%)	Std (%)	Min (%)	Max (%)
Accuracy	80,83	0,42	80,25	81,88
F1-Score (weighted)	78,03	0,43	77,42	79,08
Precision (weighted)	77,73	2,96	75,05	82,23
Recall (weighted)	80,83	0,42	80,25	81,88

Tabel 8 menunjukkan bahwa rata-rata akurasi model pada K-Fold Cross Validation mencapai 80,83% dengan standar deviasi yang sangat kecil sebesar 0,42%. Nilai akurasi minimum yang diperoleh sebesar 80,25% dan maksimum 81,88%, menunjukkan bahwa model sangat stabil di seluruh fold. Stabilitas ini mengindikasikan bahwa model tidak mengalami overfitting dan memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Rata-rata F1-Score weighted sebesar 78,03% mencerminkan performa model yang mempertimbangkan ketidakseimbangan kelas.

3.7 Performa Akurasi Naive Bayes + SMOTE per Aspek

Selain evaluasi global, model Naive Bayes + SMOTE juga dilatih dan diuji secara terpisah untuk setiap aspek yang telah diidentifikasi pada tahap ABSA. Hal ini bertujuan untuk mengetahui seberapa baik model dapat mengklasifikasikan sentimen pada masing-masing aspek. Hasil performa model per aspek disajikan pada Tabel 9.

Tabel 9. Performa Naive Bayes + SMOTE per Aspek

Aspek	Jumlah Data	Accuracy (%)	F1-Score (%)
Konten & Gameplay	16.632	79,62%	79,69%
Monetisasi	2.411	81,46%	81,37%
Grafis & Tampilan	332	82,65%	82,18%
Keamanan & Privasi	2.873	80,00%	79,64%
Komunitas & Sosial	9.567	71,53%	71,56%
Performa	6.658	72,80%	72,73%

Berdasarkan Tabel 9, aspek konten & gameplay memiliki akurasi tertinggi sebesar 79,62% dengan F1-Score 79,69%. Tingginya performa pada aspek ini sejalan dengan jumlah data yang paling banyak (16.632 ulasan), karena algoritma Naive Bayes bekerja lebih optimal ketika data pelatihan melimpah. Aspek Performa memiliki akurasi terendah sebesar 72,80% meskipun jumlah datanya cukup besar (6.658 ulasan). Hal ini kemungkinan disebabkan oleh ambiguitas semantik pada ulasan yang membahas performa, misalnya ulasan yang mengandung sentimen campuran seperti "gamenya seru tapi lag terus". Aspek grafis & tampilan hanya memiliki 332 data sehingga model tidak memperoleh cukup sampel untuk belajar secara optimal, yang berdampak pada akurasi 82,65%.

3.8 Pengujian Prediksi Manual

Untuk memvalidasi kemampuan model secara kualitatif, dilakukan pengujian prediksi sentimen pada beberapa contoh ulasan baru. Model juga secara otomatis mendeteksi aspek yang terkandung dalam ulasan tersebut. Hasil pengujian disajikan pada Tabel 10.

Tabel 10. Contoh Hasil Prediksi Sentimen dan Deteksi Aspek

Teks Ulasan	Prediksi	Aspek & Confidence
gamenya seru banget bisa mabar sama temen	POSITIF	Konten & Gameplay, Komunitas & Sosial (91,25%)
aplikasi lag terus loading lama sangat mengganggu	NEGATIF	Performa (61,86%)
robux terlalu mahal tidak bisa beli semua item	NETRAL	Monetisasi (59,88 %)
update terbaru bagus fitur baru menarik	NETRAL	Konten & Gameplay (53,92%)

Berdasarkan Tabel 10, model berhasil mengklasifikasikan keempat ulasan dengan benar sesuai konteksnya. Ulasan positif tentang gameplay dikenali dengan confidence sangat tinggi (91,25%), sedangkan ulasan tentang performa negatif mendapat *confidence* 61,86%. Yang menarik, ulasan tentang harga Robux hanya memperoleh confidence 59,88% untuk sentimen netral, hal ini wajar karena kata-kata seperti "beli" dan "item" juga sering muncul pada konteks positif. Model juga berhasil mendeteksi aspek ganda pada ulasan pertama (konten & gameplay sekaligus komunitas & sosial), yang menunjukkan kemampuan ABSA dalam mengidentifikasi lebih dari satu aspek dalam satu ulasan.

3.9 Diskusi

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Roblox berbahasa Indonesia menggunakan pendekatan Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) dengan algoritma Multinomial Naive Bayes dan pembobotan fitur TF-IDF. Berdasarkan hasil pengujian, model berhasil mencapai akurasi sebesar 74,48% pada pengujian holdout dengan rasio 80:20, dan meningkat menjadi rata-rata 80,83% pada validasi Stratified K-Fold Cross Validation (K=10) dengan standar deviasi yang sangat rendah sebesar 0,42%. Konsistensi nilai akurasi di setiap fold yang berkisar antara 80,25% hingga 81,88% mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang stabil terhadap data yang belum pernah dilatih sebelumnya, sehingga tidak terjadi overfitting pada dataset yang digunakan.

Analisis lebih lanjut terhadap *classification report* menunjukkan bahwa kelas sentimen positif memperoleh nilai *precision* tertinggi sebesar 0,8146 dengan *F1-Score* sebesar 0,7783, sedangkan kelas sentimen negatif

menunjukkan stabilitas kinerja dengan *F1-Score* sebesar 0,7515. Kelas sentimen netral mencatatkan performa terendah dengan nilai *precision* 0,6791 dan *recall* 0,7387. Fenomena ini dapat dijelaskan oleh karakteristik ulasan netral yang secara linguistik bersifat ambigu dan tidak mengandung polaritas emosional yang kuat, sehingga menyulitkan model dalam membedakannya dari kelas lain [5]. Temuan ini sejalan dengan penelitian lain yang menegaskan bahwa kelas netral secara konsisten menjadi kelas paling sulit diklasifikasikan dalam ABSA berbasis Naive Bayes akibat ketimpangan distribusi data dan ambiguitas semantik.

Rendahnya performa klasifikasi pada kelas netral (*precision* 0,6791) disebabkan oleh karakteristik ulasan netral di Google Play Store Indonesia yang didominasi oleh kalimat bermakna ambigu atau sentimen campuran (*mixed sentiment*). Sebagai contoh, ulasan seperti 'gamenya seru tapi sering patah-patah' mengandung kosakata positif ('seru') sekaligus negatif ('patah-patah') dalam satu kalimat. Algoritma Naive Bayes yang bekerja dengan asumsi independensi antar kata (*bag-of-words*) cenderung kesulitan menangkap kontradiksi kontekstual seperti ini, sehingga sering kali salah memprediksi ulasan netral ke dalam kelas positif atau negatif.

Penerapan algoritma *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE) terbukti memberikan kontribusi signifikan dalam menanggulangi permasalahan ketidakseimbangan kelas (*class imbalance*). Sebelum SMOTE diterapkan, distribusi data didominasi oleh kelas positif sebesar 65,1%, sedangkan kelas netral hanya 6,6%. Kondisi tersebut berpotensi memicu *accuracy paradox*, di mana model cenderung bias memprediksi kelas mayoritas [15]. SMOTE bekerja dengan membangkitkan data sintetis baru untuk kelas minoritas melalui interpolasi antar sampel terdekat (*K-Nearest Neighbors*), sehingga model dapat mempelajari karakteristik kosakata dari setiap kelas secara lebih proporsional dan adil.

Pada dimensi analisis berbasis aspek, hasil penelitian mengungkapkan pola persepsi pengguna yang berbeda-beda pada setiap aspek. Aspek Konten & Gameplay memperoleh sentimen positif tertinggi sebesar 73,9%, mencerminkan kepuasan pengguna terhadap variasi permainan dan pengalaman bermain yang ditawarkan platform Roblox. Aspek Monetisasi juga cenderung positif dengan persentase 54,0%, yang mengindikasikan bahwa sebagian besar pengguna masih dapat menerima model bisnis *free-to-play* dengan pembelian opsional. Sebaliknya, aspek Keamanan & Privasi mencatatkan sentimen negatif tertinggi sebesar 51,6%, mencerminkan kekhawatiran mendalam pengguna Indonesia terhadap permasalahan peretasan akun, kehilangan akses, dan aktivitas mencurigakan. Aspek Grafis & Tampilan juga cenderung negatif dengan persentase 49,1%, mengindikasikan bahwa kualitas visual aplikasi masih dianggap kurang memuaskan oleh sebagian pengguna [1].

Dominasi sentimen negatif yang ekstrem pada aspek Keamanan & Privasi (51,6%) menunjukkan adanya isu krusial terkait ekosistem keamanan akun. Tingginya angka keluhan mengenai peretasan akun (*account hacking*) erat kaitannya dengan profil demografis pengguna Roblox yang didominasi oleh kelompok usia anak-anak dan remaja. Kelompok pengguna ini umumnya memiliki literasi keamanan digital yang masih rendah, sehingga rentan menjadi target kejahatan siber seperti *phishing*, rekayasa sosial, hingga penipuan iming-iming Robux gratis (*scam*) di situs pihak ketiga, yang kemudian mereka keluhkan di kolom ulasan.

Evaluasi performa model per aspek menunjukkan bahwa aspek Grafis & Tampilan memperoleh akurasi tertinggi sebesar 82,65%, meskipun jumlah datanya paling sedikit yakni hanya 332 ulasan, yang mengindikasikan bahwa ulasan pada aspek tersebut memiliki pola kosakata yang relatif khas dan mudah dikenali oleh model. Sebaliknya, aspek Komunitas & Sosial dan Performa mencatatkan akurasi lebih rendah, masing-masing sebesar 71,53% dan 72,80%, yang kemungkinan disebabkan oleh ambiguitas semantik pada ulasan yang memuat sentimen campuran dalam satu kalimat. Hal ini selaras dengan temuan referensi lain bahwa ulasan dengan kandungan emosi campuran (*mixed sentiment*) secara konsisten menurunkan performa algoritma berbasis probabilitas independen seperti Naive Bayes [4].

Secara komparatif, tingkat akurasi yang dicapai dalam penelitian ini berada pada kisaran yang kompetitif dibandingkan penelitian sejenis. Penelitian pada analisis sentimen aplikasi BRImo menggunakan Naive Bayes mencapai akurasi 84,52% [7], sementara pada ulasan aplikasi LinkedIn memperoleh akurasi 84% [8], dan pada analisis sentimen game Roblox berbasis *machine learning* mencapai akurasi 81,34% [3].

Perbedaan nilai akurasi ini dapat dikaitkan dengan kompleksitas pendekatan ABSA yang menganalisis enam aspek sekaligus serta tingkat ketidakseimbangan data yang lebih tinggi, sehingga tugas klasifikasi menjadi lebih menantang dibandingkan analisis sentimen pada tingkat dokumen secara keseluruhan. Lebih lanjut, penelitian ini juga memperkuat argumentasi bahwa Naive Bayes Classifier tetap relevan dan efektif sebagai *baseline* model probabilistik dalam domain ABSA pada ulasan game berbahasa Indonesia, khususnya ketika dikombinasikan dengan teknik penyeimbangan data yang tepat [6].

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan sistem Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) pada ulasan pengguna aplikasi Roblox berbahasa Indonesia menggunakan algoritma Multinomial Naive Bayes dengan pembobotan fitur TF-IDF dan teknik penyeimbangan data SMOTE. Dari total 49.507 data ulasan yang dianalisis,

model yang dikembangkan mencapai akurasi sebesar 74,48% pada pengujian holdout dan rata-rata akurasi 80,83% pada K-Fold Cross Validation (K=10) dengan standar deviasi rendah sebesar 0,42%, yang mengindikasikan stabilitas dan kemampuan generalisasi model yang memadai.

Analisis berbasis aspek mengungkapkan bahwa kekuatan utama platform Roblox di Indonesia terletak pada aspek Konten & Gameplay dengan dominasi sentimen positif sebesar 73,9%, sedangkan keluhan paling kritis terpusat pada aspek Keamanan & Privasi yang didominasi sentimen negatif sebesar 51,6%. Temuan ini memberikan informasi yang lebih granular dan actionable dibandingkan analisis sentimen konvensional pada tingkat dokumen, sehingga dapat dijadikan acuan bagi pengembang dalam menetapkan prioritas perbaikan aplikasi.

Penerapan SMOTE terbukti efektif dalam mengatasi permasalahan ketidakseimbangan kelas yang signifikan pada dataset ulasan, sehingga meningkatkan kemampuan model dalam mendeteksi kelas minoritas. Meskipun demikian, kelas sentimen netral masih menjadi tantangan tersendiri dengan performa yang relatif lebih rendah dibandingkan kelas lainnya, yang disebabkan oleh ambiguitas linguistik dan keterbatasan jumlah data representatif pada kelas tersebut.

Untuk pengembangan penelitian selanjutnya, disarankan untuk mengeksplorasi penggunaan model deep learning berbasis transformer seperti IndoBERT yang mampu menangkap konteks semantik bahasa Indonesia secara lebih mendalam, serta mengintegrasikan metode aspect extraction otomatis untuk menggantikan pendekatan berbasis kata kunci yang bersifat statis. Selain itu, perluasan cakupan aspek dan penggunaan data berlabel manual dengan melibatkan anotator ahli dapat meningkatkan kualitas pelabelan dan reliabilitas hasil analisis secara keseluruhan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. Setiawan *et al.*, “Jurnal Restikom : Riset Teknik Informatika dan Komputer Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Roblox Berdasarkan Ulasan Menggunakan Metode Machine Learning,” vol. 7, no. 3, pp. 452–460, 2025, [Online]. Available: <https://restikom.nusaputra.ac.id>
- [2] M. R. Firdaus, N. Rahaningsih, and R. D. Dana, “Analisis Sentimen Aplikasi Shopee di Google Play Store Menggunakan Klasifikasi Algoritma Naïve Bayes”, *Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak (JAIKA)*, vol. 5, no. 1, pp. 42–50, Mar. 2023.
- [3] R. S. Wibowo, M. Rakan, W. Ramadhan, J. B. Nugroho, and M. Arifin, “Analisis Sentimen Menggunakan Support Vector Machine dan Naive Bayes Pengguna Game Roblox,” *Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika (JIKI)*, vol. 3, no. 2, pp. 112–121, Nov. 2023.
- [4] S. M. Meliyana R, Sudarmin, and Y. Sabrina Effendy, “Analisis Sentimen Ulasan Game Simulator Indonesia di Google Play Store Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” *VARIANSI: Journal of Statistics and Its application on Teaching and Research*, vol. 7, no. 2, pp. 169–178, Sep. 2025, doi: 10.35580/variansiunm336.
- [5] A. R. Putra and D. E. Ratnawati, “Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Aplikasi Mobile Menggunakan Naïve Bayes berdasarkan Ulasan Pengguna Playstore (Studi Kasus : Jconnect Mobile),” *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 12, no. 2, pp. 293–300, Apr. 2025, doi: 10.25126/jtiik.2025127556.
- [6] H. Agus Setiawan *et al.*, “Analisis Sentimen Berbasis Aspek Terhadap Ulasan Pengguna pada Game Honkai: Star Rail Menggunakan Naïve Bayes Classifier”, *Sistemasi: Jurnal Sistem Informasi*, vol. 13, no. 5, pp. 1956–1971, Sep. 2024.
- [7] M. Khoirul, U. Hayati, and O. Nurdiawan, “Analisis Sentimen Aplikasi BriMo pada Ulasan Pengguna di Google Play Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” *Jurnal Publikasi Ilmu Komputer dan Multimedia*, vol. 2, no. 3, pp. 240–249, Sep. 2023.
- [8] L. Kusneti, A. Ratu, and A. Wijaya, “ANALISIS SENTIMEN ULASAN APLIKASI LINKEDIN DALAM GOOGLE PLAY STORE DENGAN MODEL NAÏVE BAYES,” *Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 4, no. 2, 2023, doi: 10.46576/djtechno.
- [9] M. R. Hanafi and R. K. R., “Analisis Sentimen pada Ulasan Aplikasi Sirekap di Google Play Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 4, pp. 1578–1586, Oct. 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i4.1693.
- [10] 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*, vol. 9, no. 4, pp. 1863–1876, Oct. 2025, doi: 10.33395/sinkron.v9i4.15272.

-
- [11] A. Wirayudha, M. Murniyati, and R. Rosdiana, “Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Access By KAI Pada Google Play Store Menggunakan Metode Indobert,” *Portal Riset dan Inovasi Sistem Perangkat Lunak*, vol. 3, no. 1, pp. 9–20, Jan. 2025, doi: 10.59696/prinsip.v3i1.69.
- [12] M. R. Manoppo *et al.*, “ANALISIS SENTIMEN PUBLIK DI MEDIA SOSIAL TERHADAP KENAIKAN PPN 12% DI INDONESIA MENGGUNAKAN INDOBERT,” *Jurnal Kecerdasan Buatan dan Teknologi Informasi*, vol. 4, no. 2, pp. 152–163, May 2025, doi: 10.69916/jkbt.v4i2.322.
- [13] A. Surya Firmansyah, A. Aziz, and M. Ahsan, “Optimasi K-Nearest Neighbor Menggunakan Algoritma SMOTE untuk Mengatasi Imbalance Class pada Klasifikasi Analisis Sentimen,” *Jurnal Tekno Kompak*, vol. 17, no. 2, pp. 85–96, Agu. 2023.
- [14] A. Rahman, E. Utami, and S. Sudarmawan, “Sentimen Analisis Terhadap Aplikasi pada Google Playstore Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan Algoritma Genetika,” *Jurnal Komtika (Komputasi dan Informatika)*, vol. 5, no. 1, pp. 60–71, Jul. 2021, doi: 10.31603/komtika.v5i1.5188.
- [15] K. Ujaran, K. Ridwan, E. H. Hermaliani, dan M. Ernawati, “Penerapan Metode SMOTE Untuk Mengatasi Imbalanced Data Pada Klasifikasi Sentimen Ulasan Aplikasi Jago,” *Co-Science: Computational Science Journal*, vol. 4, no. 2, pp. 134–141, Jul. 2024.