

Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Penggunaan Aplikasi Game Online *Playerunknown's Battlegrounds (PUBG) Mobile* Menggunakan Algoritma Naive Bayes

(Sentiment Analysis Of Usage Reviews Of Playerunknown's Battlegrounds (PUBG) Mobile Online Game Application Using Naive Bayes Algorithm)

Duratun Nafisah¹, Yustina Rada², Desy Asnath Sitaniapessy³

^{1,2,3}Program Studi Teknik Informatika, Universitas Kristen Wira Wacana Sumba

E-mail: ¹duratunnafisah441@gmail.com, ²yustinarada@unkriswina.ac.id, ³desyasnath@unkriswina.ac.id

KEYWORDS:

Sentiment Analysis, PUBG Mobile, Naive Bayes, SMOTE, Google Play Store.

ABSTRACT

The rapid growth of the mobile gaming industry has encouraged more and more users to provide reviews of applications on distribution platforms such as the Google Play Store. One application that has received many reviews is PUBG Mobile. These reviews are generally unstructured and written in free text, so sentiment analysis is needed to systematically understand user perceptions. This study aims to classify user sentiment towards the PUBG Mobile application into three categories, namely positive, negative, and neutral sentiment using the Naive Bayes algorithm. A total of 1,999 Indonesian language review data were taken from the Google Play Store as research data. The initial stage was text preprocessing, which included the process of cleaning, normalization, tokenization, stemming, and weighting using TF-IDF. Given the imbalance in the amount of data between classes, especially in the neutral class, data handling was carried out using the Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE) method on the training data. The model was built using the Multinomial Naive Bayes algorithm with a division of training and test data of 80:20. The test results without SMOTE produced an accuracy of 70% but were unable to recognize the neutral class. After SMOTE was applied, the accuracy decreased to 59%, but the model began to be able to recognize all classes, including neutral. These results indicate that the SMOTE method can increase the model's sensitivity to minority classes and make the classification distribution more balanced.

KATA KUNCI:

Analisis Sentimen, PUBG Mobile, Naive Bayes, SMOTE, Google Play Store.

ABSTRAK

Pertumbuhan industri game mobile yang pesat mendorong semakin banyaknya pengguna yang memberikan ulasan terhadap aplikasi di platform distribusi seperti Google Play Store. Salah satu aplikasi yang banyak menerima ulasan adalah PUBG Mobile. Ulasan-ulasan ini umumnya bersifat tidak terstruktur dan ditulis dalam bentuk teks bebas, sehingga memerlukan analisis sentimen untuk memahami persepsi pengguna secara sistematis. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan sentimen pengguna terhadap aplikasi PUBG Mobile ke dalam tiga kategori, yaitu sentimen positif, negatif, dan netral menggunakan algoritma Naive Bayes. Sebanyak 1.999 data ulasan berbahasa Indonesia diambil dari Google Play Store sebagai data penelitian. Tahapan awal dilakukan preprocessing teks, yang mencakup proses cleaning, normalisasi, tokenisasi, stemming, dan pembobotan menggunakan TF-IDF. Mengingat ketidakseimbangan jumlah data antar kelas, khususnya pada kelas netral, dilakukan penanganan data menggunakan metode Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE) pada data latih. Model dibangun menggunakan algoritma Multinomial Naive Bayes dengan pembagian data latih dan uji sebesar 80:20. Hasil pengujian tanpa SMOTE menghasilkan akurasi sebesar 70% namun tidak mampu mengenali kelas netral. Setelah SMOTE diterapkan, akurasi menurun menjadi 59%, tetapi model mulai mampu mengenali seluruh kelas, termasuk netral. Hasil ini menunjukkan bahwa metode SMOTE dapat meningkatkan sensitivitas model terhadap kelas minoritas dan membuat distribusi klasifikasi menjadi lebih seimbang.

PENDAHULUAN

Berbagai aspek kehidupan, termasuk industri hiburan dan gaya hidup masyarakat, telah dipengaruhi secara signifikan oleh pertumbuhan teknologi digital yang sangat pesat dalam dua dekade terakhir. Game online berbasis digital adalah salah satu jenis hiburan digital yang paling diminati saat ini. Dengan lebih dari 90 miliar unduhan aplikasi game di seluruh dunia, pengguna menghabiskan lebih dari 110 miliar USD untuk game mobile. Industri game di Indonesia tumbuh 9,5% per tahun, menjadikannya salah satu pasar game terbesar di Asia Tenggara. PUBG Mobile merupakan salah satu game mobile yang sangat populer, dengan lebih dari 500 juta unduhan di Google Play Store sejak diluncurkan pada 2018.

Analisis sentimen merupakan teknik dalam bidang text mining yang digunakan untuk mengevaluasi opini atau perasaan pengguna terhadap suatu produk atau layanan [1][2]. Teknik ini berperan penting dalam mengkategorikan ulasan pengguna ke dalam kelas sentimen positif, negatif, atau netral. Dalam analisis ini, algoritma yang umum digunakan adalah Naive Bayes, karena kemampuannya dalam mengklasifikasikan data teks secara cepat dan efisien [3][4]. Naive Bayes bekerja berdasarkan prinsip probabilitas dan Teorema Bayes, serta sering digunakan dalam pendekatan supervised learning.

Namun demikian, meskipun popularitasnya tinggi, peringkat aplikasi PUBG Mobile mengalami penurunan, yang salah satunya disebabkan oleh ulasan pengguna yang negatif. Hingga awal 2025, tercatat lebih dari 45 juta ulasan dengan sekitar 15% di antaranya berbahasa Indonesia. Ulasan tersebut sangat beragam, mencerminkan sentimen positif, negatif, maupun netral. Analisis manual terhadap jumlah ulasan yang begitu besar tentu tidak efisien. Oleh karena itu, diperlukan metode berbasis teknologi seperti analisis sentimen untuk membantu mengelompokkan opini pengguna secara otomatis.

Proses analisis sentimen memerlukan beberapa tahapan utama, mulai dari pengumpulan data, pra-pemrosesan (cleaning, tokenisasi, normalisasi, stemming), pembobotan dengan TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency), hingga klasifikasi menggunakan algoritma pembelajaran mesin seperti Naive Bayes [5]. Dalam penelitian ini, data dikumpulkan dari Google Play Store menggunakan teknik web scraping dengan library `google_play_scraper` melalui platform Google Colab [6]. Google Colab juga dipilih karena mendukung berbagai pustaka Python seperti `scikit-learn`, `pandas`, dan `nlTK` yang sangat membantu dalam pengolahan data teks tidak terstruktur [7]. Google Colab dipilih karena kemampuannya menjalankan kode Python secara efisien tanpa memerlukan instalasi perangkat lunak tambahan, serta dukungannya terhadap berbagai library machine learning [8].

Salah satu tantangan dalam analisis sentimen adalah ketidakseimbangan data, dimana jumlah data pada kelas mayoritas (misalnya sentimen positif) jauh lebih besar dibandingkan kelas minoritas seperti sentimen netral. Untuk mengatasi masalah ini, diterapkan metode Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE), yang bertujuan menyeimbangkan distribusi data dengan membuat data sintetis dari kelas minoritas [4][9].

Dengan menerapkan algoritma Naive Bayes dan metode balancing data SMOTE, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan mengklasifikasikan sentimen pengguna terhadap aplikasi PUBG Mobile berdasarkan ulasan dari Google Play Store. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pemahaman terhadap opini publik, mendukung pengambilan keputusan berbasis data, dan memberikan masukan berharga bagi pengembang aplikasi dalam meningkatkan kualitas dan kepuasan pengguna.

METODE PENELITIAN

Naive Bayes adalah algoritma klasifikasi berbasis probabilitas yang sederhana namun efektif, dan sering digunakan dalam analisis sentimen. Algoritma ini bekerja berdasarkan Teorema Bayes dengan asumsi bahwa

setiap kata dalam dokumen bersifat independen. Keunggulannya antara lain proses klasifikasi yang cepat dan akurasi tinggi meskipun menggunakan dataset kecil. Dalam analisis sentimen, algoritma ini menghitung probabilitas tiap kelas (positif, negatif) berdasarkan kata-kata dalam ulasan, yang sebelumnya diberi bobot menggunakan metode TF-IDF.

1. Pengumpulan Data

Data dikumpulkan dari platform Google Play Store dengan fokus pada ulasan pengguna aplikasi PUBG Mobile yang diambil pada tahun 2025. Proses pengambilan data dilakukan secara otomatis menggunakan teknik web scraping dengan memanfaatkan Google Colab sebagai lingkungan pemrograman dan bahasa pemrograman Python, khususnya menggunakan library `google_play_scraper`. Library ini memungkinkan peneliti untuk mengambil data ulasan secara efisien dan terstruktur tanpa harus melakukannya secara manual [10]. Data yang berhasil dikumpulkan kemudian disimpan dalam format CSV agar memudahkan proses analisis lebih lanjut pada tahap pra-pemrosesan dan klasifikasi sentimen.

2. Data Preprocessing

Data yang dikumpulkan perlu melalui tahap preprocessing agar lebih bersih dan siap untuk diproses oleh algoritma Naïve Bayes. Tahapan ini mencakup proses *Cleaning*, *Normalisasi*, *Tokenisasi*, *stemming*, dan *TF-IDF*. Dilakukan untuk mengubah data teks mentah menjadi format yang lebih terstruktur dan mudah dianalisis sebelum masuk ke proses klasifikasi.

- a. *Cleaning*, pembersihan data untuk menghilangkan karakter, tanda baca, dan simbol yang tidak penting. Untuk konsistensi, mengubah teks menjadi huruf kecil. Hapus kata-kata penghubung, atau stopword yang biasanya tidak digunakan.
- b. *Normalisasi*, adalah proses mengubah kata-kata yang tidak baku, gaul, atau singkatan menjadi bentuk baku atau standar untuk membuat analisis data lebih mudah.
- c. *Tokenisasi*, adalah proses memecah kalimat menjadi kata-kata (token) agar data teks dapat diproses secara lebih terstruktur dan dimengerti oleh algoritma.
- d. *Stemming*, Dalam proses stemming ini, basis data kata sastrawi digunakan untuk mengubah setiap kata ke bentuk aslinya. Tujuan dari proses ini adalah untuk mengelompokkan kata-kata yang memiliki makna yang sebanding.
- e. *TF-IDF (Simulasi)*, *TF-IDF* digunakan untuk memberi bobot pada kata-kata penting dalam teks ulasan. Kata yang sering muncul di satu ulasan tetapi jarang muncul di ulasan lain akan mendapat nilai tinggi. Ini membantu algoritma seperti Naive Bayes untuk fokus pada kata-kata yang paling berpengaruh terhadap sentimen, sehingga hasil klasifikasinya lebih akurat.

3. Pengelompokan Data

Pada tahap ini data yang telah diproses kemudian dikelompokkan menjadi tiga kategori sentimen berdasarkan kombinasi teks ulasan dan rating yakni:

- a. Sentimen Positif: Ulasan dengan kata-kata positif dan rating tinggi (4-5).
- b. Sentimen Negatif: Ulasan yang mengandung keluhan atau kritik dan memiliki rating rendah (1-2).
- c. Sentimen Netral: Ulasan yang bersifat netral atau ambigu dengan rating 3.

4. Pemisahan Data

Setelah proses pelabelan, data kemudian akan dipisah menjadi 2 yaitu:

- a. Data latih (training data) digunakan untuk melatih model algoritma Naive Bayes.
- b. Data uji (testing data) digunakan untuk menguji seberapa baik model setelah selesai dilatih. Pengelompokan data ini dilakukan secara acak dengan rasio 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Proses ini dilakukan agar model tersebut dapat di uji secara objektif terhadap data yang belum dilihat sebelumnya.

5. Klasifikasi Algoritma *Naïve Bayes*

Algoritma Multinomial Naive Bayes dari library Scikit-learn digunakan untuk melakukan proses klasifikasi sentimen terhadap ulasan pengguna. Untuk klasifikasi, hasil pembobotan TF-IDF digunakan sebagai fitur masukan (input) dan label sentimen sebagai target. Hasil klasifikasi dari model kemudian dievaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Untuk menentukan kemungkinan setiap kata muncul dalam setiap kelas sentimen (positif, netral, atau negatif), teorema Bayes digunakan. Untuk menghitung probabilitas setiap kata dalam suatu kelas sentimen berdasarkan rumus berikut:

$$P(Y|X) = \frac{P(X|Y).P(Y)}{P(X)}$$

6. Penyajian Hasil

Setelah klasifikasi selesai, hasil analisis sentimen akan ditampilkan dalam berbagai visualisasi untuk memberikan gambaran yang lebih baik tentang bagaimana sentimen pengguna terhadap aplikasi PUBG Mobile tersebar. Data akan ditampilkan dalam tabel klasifikasi, yang menunjukkan jumlah ulasan untuk setiap kategori sentimen, serta dalam bentuk grafik atau diagram batang, yang memudahkan perbandingan antara sentimen positif, negatif, dan netral.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini, data dikumpulkan menggunakan teknik web scraping dengan bantuan library `google_play_scraper` pada platform Google Colab. Library tersebut memungkinkan pengambilan data ulasan pengguna dari Google Play Store secara otomatis. Google Colab digunakan sebagai lingkungan pemrograman karena mendukung eksekusi kode Python secara efisien dan terintegrasi dengan berbagai pustaka analisis data. Proses pengumpulan data ini melibatkan beberapa tahap:

- 1) Peneliti menjalankan skrip Python melalui platform Google Colab untuk melakukan scraping data secara online dan langsung.
- 2) Skrip tersebut memanfaatkan pustaka `google_play_scraper` untuk mengambil data ulasan pengguna dari aplikasi PUBG Mobile yang tersedia di Google Play Store.
- 3) Proses pengambilan data dilakukan dengan memanggil fungsi `reviews()` dari library tersebut. Fungsi ini membutuhkan beberapa parameter seperti ID aplikasi, bahasa ulasan, negara asal pengguna,

metode pengurutan (terbaru/dengan rating tinggi), serta jumlah ulasan yang diambil dalam satu permintaan.

- 4) Fungsi tersebut mengembalikan data berupa daftar ulasan dan token lanjutan (continuation_token). Data ulasan mencakup nama pengguna, tanggal ulasan, skor rating, dan isi ulasan. Token lanjutan digunakan untuk mengakses ulasan berikutnya secara bertahap hingga mencapai jumlah ulasan yang diinginkan.
- 5) Seluruh data ulasan yang telah diperoleh dikumpulkan dalam struktur Data Frame menggunakan pustaka pandas. Hal ini memudahkan proses manipulasi data dan penyimpanan ke format file seperti CSV.
- 6) Setelah semua data terkumpul, Data Frame dapat disaring atau difilter berdasarkan periode waktu tertentu, seperti ulasan dari bulan Januari hingga April 2025.
- 7) Hasil akhir dari proses ini disimpan dalam file CSV agar data tersebut dapat diakses kembali dan digunakan dalam tahapan pembersihan data (preprocessing) dan analisis sentimen pada tahap berikutnya. Data yang telah di ambil dapat di lihat pada tabel 1:

Tabel 1 Data Ulasan

Corazon Luffy	4	pertama kali main ini game bingung bgt musuhny dimn pas lgi kena tembak, jd akyu hapus🤔
Yessica Priscilia Sherina	5	tolong ttp jadi app yg friendly untuk device ² selain ios
Laga Poureskah	5	Mantap pubg
Yoo Minnaa	4	Woi bnerin la masa kalo ada musu tiba tiba jaringan lag pas udah mati langsung lancar 🤔
Komang Adi Jaya	5	Game terkeren

Data Preprocessing

Proses preprocessing pada penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan penting, yaitu pembersihan data (cleaning), normalisasi, tokenisasi, stemming, dan perhitungan bobot menggunakan TF-IDF. Tahapan-tahapan ini membantu mengubah data teks mentah menjadi bentuk yang lebih terstruktur dan siap digunakan untuk analisis sentimen dengan algoritma Naïve Bayes.

1. Cleaning

Untuk menghapus karakter-karakter yang tidak diperlukan seperti tanda baca, angka, simbol, dan link yang dapat mengganggu analisis.

Tabel 2 Cleaning

Sebelum	Sesudah
pertama kali main ini game bingung bgt musuhny dimn pas lgi kena tembak, jd akyu hapus??	pertama kali main ini game bingung bgt musuhny dimn pas lgi kena tembak jd akyu hapus

2. Normalisasi

Untuk menyamakan penulisan kata-kata tidak baku atau tidak konsisten menjadi bentuk yang standar.

Tabel 3 Normalisasi

Sebelum	Sesudah
pertama kali main ini game bingung bgt musuhnya dimn pas lgi kena tembak jd akyu hapus	pertama kali main ini game bingung banget musuhnya dimana pas lagi kena tembak jadi aku hapus

3. Tokenisasi

Untuk memecah teks ulasan menjadi satuan kata yang lebih kecil agar dapat dianalisis lebih lanjut.

Tabel 4 Tokenisasi

Sebelum	Sesudah
pertama kali main ini game bingung banget musuhnya dimana pas lagi kena tembak jadi aku hapus	['pertama', 'kali', 'main', 'ini', 'game', 'bingung', 'banget', 'musuhnya', 'dimana', 'pas', 'lagi', 'kena', 'tembak', 'jadi', 'aku', 'hapus']

4. Stemming

Untuk mengembalikan setiap kata ke bentuk dasarnya (root word) sehingga memperkecil variasi kata.

Tabel 5 Stemming

Sebelum	Sesudah
['pertama', 'kali', 'main', 'ini', 'game', 'bingung', 'banget', 'musuhnya', 'dimana', 'pas', 'lagi', 'kena', 'tembak', 'jadi', 'aku', 'hapus']	['pertama', 'kali', 'main', 'ini', 'game', 'bingung', 'banget', 'musuh', 'mana', 'pas', 'lagi', 'kena', 'tembak', 'jadi', 'aku', 'hapus']

5. TF-IDF

TF-IDF adalah metode yang menghitung bobot kata berdasarkan seberapa sering kata muncul dalam satu dokumen dan seberapa jarang kata tersebut muncul di seluruh dokumen. Hasilnya, data teks diubah menjadi format numerik yang siap digunakan untuk analisis lebih lanjut. Hasil dari ini dapat dilihat pada gambar 1.

abang	abies	abis	about	absolute	ac	acak	account	ace	ad	ada	adain	adal	adalah	adaptasi
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
add	adil	admin	adrenalin	adrenalin	adu	aduh	aduhhh	ae	aer	afgret	afk	aga	agak	agakhet
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
agam	agar	agk	agrep	ah	ahhh	ai	aidsama	aifon	aim	aing	air	aj	aja	ajaa
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ajaaen	ajadan	ajadulu	ajagame	ajah	ajak	ajang	ajaplease	ajar	ajatapi	ajaudah	ajg	ajgg	ajh	ajing
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ajingssss	ajj	aju	ak	akal	alkeaman	akan	akhir	akibat	akm	aktif	aktifin	aku	akuisisi	akun
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,22866	0	0

Gambar 1 Hasil TF-IDF

Pengelompokan Data

Pada tahap ini, akan dilakukan pengelompokan data untuk memberikan skor rating atau pelabelan sentimen berdasarkan konteks ulasannya. Ini dilakukan untuk menentukan nilai sentimen berdasarkan skor rating, yaitu:

- Sentimen Positif: Ulasan dengan kata-kata positif dan rating tinggi (4-5).
- Sentimen Negatif: Ulasan yang mengandung keluhan atau kritik dan memiliki rating rendah (1-2).
- Sentimen Netral: Ulasan yang bersifat netral atau ambigu dengan rating 3.

Tabel 6 Labeling

Ulasan	Rating	Label Sentimen
['pertama', 'kali', 'main', 'ini', 'game', 'bingung', 'banget', 'musuh', 'mana', 'pas', 'lagi', 'kena', 'tembak', 'jadi', 'aku', 'hapus']	4	Positif

Pemisahan Data

Setelah proses pelabelan, data kemudian akan dipisah menjadi 2 yaitu:

- Data latih (training data) 80%, digunakan untuk melatih model algoritma Naive Bayes.
- Data uji (testing data) 20% digunakan untuk menguji seberapa baik model setelah selesai dilatih.

Klasifikasi Algoritma Naïve Bayes

Untuk menilai kinerja algoritma Naive Bayes dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi PUBG Mobile, dilakukan pengujian terhadap pembagian data latih dan data uji, yaitu dengan rasio 80:20. Model klasifikasi menggunakan algoritma Multinomial Naive Bayes dari library Scikit-learn dengan input berupa hasil pembobotan TF-IDF dan target berupa label sentimen. Hasil klasifikasi dari model kemudian dievaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score.

Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur akurasi prediksi klasifikasi sentimen menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score dengan pendekatan macro average. Proses ini diterapkan pada dua model, yaitu tanpa SMOTE dan dengan SMOTE, untuk membandingkan efektivitas masing-masing dalam mengenali semua kelas sentimen,

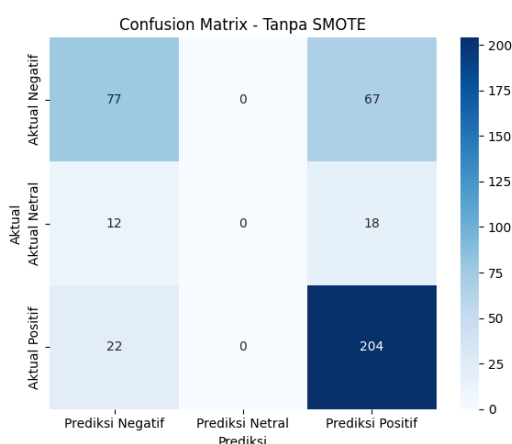
1. Tanpa Menggunakan SMOTE

	precision	recall	f1-score	support
negatif	0.69	0.53	0.60	144
netral	0.00	0.00	0.00	30
positif	0.71	0.90	0.79	226
accuracy			0.70	400
macro avg	0.47	0.48	0.47	400
weighted avg	0.65	0.70	0.67	400

Gambar 2 Hasil Evaluasi - Tanpa SMOTE

Berdasarkan hasil evaluasi model tanpa SMOTE, diperoleh akurasi sebesar 70%, dengan macro average precision sebesar 47%, recall 48%, dan F1-score 47%. Nilai weighted average precision dan recall masing-masing mencapai 65% dan 70%, yang menunjukkan performa cukup baik secara umum, terutama pada kelas mayoritas. Model paling akurat dalam mengklasifikasikan sentimen positif, dengan precision 71% dan recall 90%. Sementara itu, untuk kelas negatif, precision sebesar 69% dan recall 53%, menandakan model cukup mampu mengenali ulasan negatif meskipun masih terdapat kesalahan klasifikasi.

Namun demikian, kelas netral tidak berhasil diklasifikasikan sama sekali, dengan nilai precision, recall, dan f1-score sebesar 0.00. Hal ini menunjukkan bahwa model benar-benar gagal mengenali data netral, yang kemungkinan besar disebabkan oleh jumlah data netral yang sangat sedikit dibandingkan kelas lainnya (30 data dari total 400), serta pola bahasanya yang mungkin tidak terlalu khas atau tumpang tindih dengan kelas lain.



Gambar 3 Confusion Matrix - Tanpa SMOTE

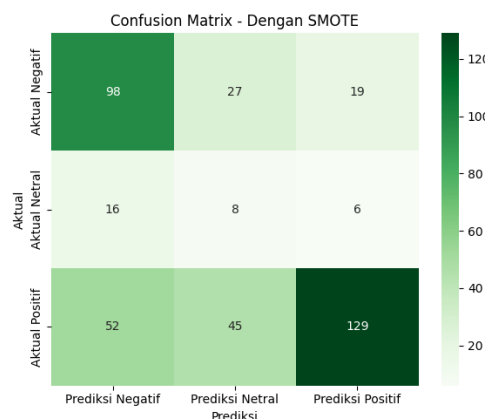
Berdasarkan Gambar 4.3, model paling akurat dalam mengenali sentimen positif dengan 204 prediksi benar, sementara 22 data salah diklasifikasikan sebagai negatif. Untuk kelas negatif, 77 data diklasifikasikan dengan benar dan 67 salah sebagai positif. Sedangkan sentimen netral tidak dikenali sama sekali, seluruh datanya salah diprediksi sebagai negatif atau positif. Ini menunjukkan bias model terhadap kelas mayoritas dan lemahnya performa terhadap kelas netral yang datanya paling sedikit.

2. Dengan Menggunakan SMOTE

	precision	recall	f1-score	support
negatif	0.59	0.68	0.63	144
netral	0.10	0.27	0.15	30
positif	0.84	0.57	0.68	226
accuracy			0.59	400
macro avg	0.51	0.51	0.49	400
weighted avg	0.69	0.59	0.62	400

Gambar 4 Hasil Evaluasi-Menggunakan SMOTE

Berdasarkan hasil evaluasi model setelah menggunakan SMOTE, diperoleh akurasi sebesar 59%, dengan precision dan recall masing-masing sebesar 51%, serta F1-score sebesar 49%. Model menunjukkan performa terbaik dalam mengklasifikasikan sentimen positif dengan precision sebesar 84% dan recall 57%, diikuti oleh kelas negatif dengan precision 59% dan recall 68%. Sementara itu, sentimen netral mulai dikenali dengan precision 10% dan recall 27%. Hasil ini menunjukkan bahwa SMOTE berhasil meningkatkan sensitivitas model terhadap kelas minoritas meskipun akurasi menurun. Oleh karena itu, model ini memberikan hasil yang lebih seimbang antar kelas dan dapat digunakan untuk evaluasi lanjutan melalui confusion matrix.



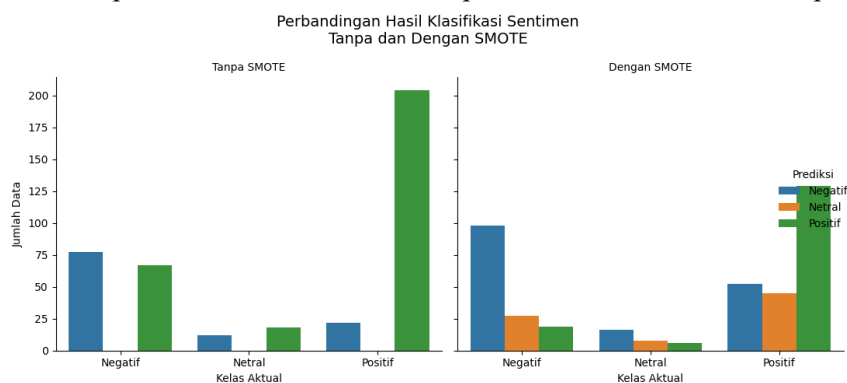
Gambar 5 Confusion Matrix-Dengan SMOTE

Berdasarkan Gambar 4.5, model mulai mampu mengenali seluruh kelas sentimen, termasuk sentimen netral yang sebelumnya tidak terdeteksi. Sebanyak 129 data positif berhasil diklasifikasikan dengan benar, 98 data untuk kelas negatif, dan 8 data untuk kelas netral. Meskipun masih terdapat kesalahan prediksi pada ketiga kelas, hasil ini menunjukkan bahwa penerapan SMOTE membantu

model mengenali kelas minoritas seperti netral. Namun, peningkatan ini disertai penurunan akurasi keseluruhan dari 70% menjadi 59%.

Penyajian Hasil

Untuk melihat perbandingan kinerja model secara visual, dilakukan penyajian hasil klasifikasi dalam bentuk diagram batang berdasarkan confusion matrix pada model tanpa SMOTE dan model dengan SMOTE. Grafik ini menggambarkan jumlah data pada masing-masing kelas aktual (negatif, netral, dan positif) yang diprediksi sebagai kelas tertentu oleh model. Dengan menggunakan visualisasi ini, dapat dianalisis secara lebih jelas bagaimana perubahan performa model setelah diterapkan metode SMOTE terhadap data latih.



Gambar 6 Hasil Klasifikasi Sentimen Tanpa dan Dengan SMOTE

Berdasarkan hasil klasifikasi terhadap 1.999 ulasan pengguna PUBG Mobile, diperoleh bahwa sentimen positif merupakan yang paling dominan, menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna merasa puas terhadap aplikasi. Hal ini terlihat dari jumlah prediksi benar yang tinggi pada kelas positif, yaitu 204 data pada model tanpa SMOTE dan 129 data pada model dengan SMOTE. Sentimen negatif juga muncul dalam jumlah cukup signifikan, dengan 77 prediksi benar tanpa SMOTE dan meningkat menjadi 98 setelah SMOTE diterapkan. Sementara itu, sentimen netral merupakan kelas dengan jumlah dan tingkat akurasi paling rendah; tidak dikenali sama sekali pada model tanpa SMOTE, dan hanya 8 data berhasil diklasifikasikan dengan benar setelah penggunaan SMOTE. Hal ini menunjukkan bahwa secara umum, persepsi pengguna terhadap PUBG Mobile cenderung positif, meskipun masih terdapat beberapa keluhan, dan model memiliki keterbatasan dalam mengenali sentimen netral akibat distribusi data yang tidak seimbang.

KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna terhadap aplikasi PUBG Mobile di Google Play Store menggunakan algoritma Naive Bayes. Sebanyak 1.999 data ulasan dikumpulkan melalui teknik web scraping dengan bantuan library `google_play_scraper` pada platform Google Colab. Tahapan metodologi meliputi preprocessing teks (cleaning, normalisasi, tokenisasi, stemming), pembobotan menggunakan TF-IDF, penerapan algoritma Multinomial Naive Bayes, dan evaluasi performa model menggunakan confusion matrix serta metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Model awal tanpa penyeimbangan data (SMOTE) memperoleh akurasi tertinggi sebesar 70%, namun gagal mengenali kelas netral. Setelah menerapkan SMOTE, akurasi menurun menjadi 59%, tetapi distribusi klasifikasi antar kelas menjadi lebih seimbang. Hasil confusion matrix menunjukkan bahwa sentimen positif merupakan kelas yang paling dominan dan paling mudah dikenali, disusul negatif, sementara sentimen netral masih sulit dikenali

akibat jumlah data yang kecil. Secara keseluruhan, sentimen pengguna PUBG Mobile cenderung positif, yang mencerminkan tingkat kepuasan yang cukup tinggi terhadap aplikasi tersebut.

Saran untuk penelitian selanjutnya adalah menerapkan metode balancing lain seperti ADASYN, serta mengeksplorasi algoritma machine learning lainnya seperti Support Vector Machine (SVM), Random Forest, atau pendekatan ensemble dan deep learning. Selain itu, optimalisasi model dapat ditingkatkan dengan menggunakan teknik seleksi fitur seperti Information Gain, Chi-Square, atau metode evolusioner seperti Particle Swarm Optimization. Dengan pengembangan lebih lanjut, analisis sentimen terhadap game online berbasis teks diharapkan dapat memberikan kontribusi secara akademis maupun praktis, terutama dalam mendukung pengambilan keputusan berbasis opini pengguna.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. A. Rohim, V. Atina, and S. Sundari, "Analisis Sentimen terhadap Ulasan Aplikasi Ruangguru Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *JHIP - J. Ilm. Ilmu Pendidik.*, vol. 7, no. 6, pp. 5918–5926, 2024, doi: 10.54371/jhip.v7i6.4758.
- [2] M. Haikal, M. Martanto, and U. Hayati, "Analisis Sentimen Terhadap Penggunaan Aplikasi Game Online Pubg Mobile Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 6, pp. 3275–3281, 2024, doi: 10.36040/jati.v7i6.8174.
- [3] G. Darmawan, S. Alam, and M. I. Sulisty, "Analisis Sentimen Berdasarkan Ulasan Pengguna Aplikasi Mypertamina Pada Google Playstore Menggunakan Metode Naïve Bayes," *STORAGE – J. Ilm. Tek. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 3, pp. 100–108, 2023.
- [4] M. A. P. S. W. S. Saepudin, "Analisis Sentimen Penggunaan Aplikasi Video Conference Pada Ulasan Google Play Store Menggunakan Metode Nbc (Naive Bayes Classifier)," *J. Ris. Sist. Inf. Dan Teknol. Inf.*, vol. 5, no. 1, pp. 178–191, 2023, [Online]. Available: <https://jursistekni.nusaputra.ac.id/article/view/178>
- [5] D. Kurniadi, F. Nuraeni, and M. Firmansyah, "Klasifikasi Masyarakat Penerima Bantuan Langsung Tunai Dana Desa Menggunakan Naïve Bayes dan SMOTE," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 10, no. 2, pp. 309–320, 2023, doi: 10.25126/jtiik.20231026453.
- [6] M. F. Fahrezi and A. A. Permana, "Sentimen Analisis Opini Masyarakat Pada Sosial Media Twitter Terhadap Organisasi Aksi Cepat Tanggap Menggunakan Naïve Bayes Classifier," *JT J. Tek.*, vol. 11, no. 02, pp. 113–121, 2022, [Online]. Available: <http://jurnal.umt.ac.id/index.php/jt/index>
- [7] A. Z. Amrullah, A. Sofyan Anas, and M. A. J. Hidayat, "Analisis Sentimen Movie Review Menggunakan Naive Bayes Classifier Dengan Seleksi Fitur Chi Square," *J. BITE*, vol. 2, no. 1, pp. 40–44, 2020, doi: 10.30812/bite.v2i1.804.
- [8] S. Balaraman, "Comparison of Classification Models for Breast Cancer Identification using Google Colab," *Preprints.*, no. May, pp. 1–11, 2020, doi: 10.20944/preprints202005.0328.v1.
- [9] N. Sharfina and N. G. Ramadhan, "Analisis SMOTE Pada Klasifikasi Hepatitis C Berbasis Random Forest dan Naïve Bayes," *JOINTECS (Journal Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 8, no. 1, p. 33, 2023, doi: 10.31328/jointecs.v8i1.4456.
- [10] M. R. S. Alfarizi, M. Z. Al-farish, M. Taufiqurrahman, G. Ardiansah, and M. Elgar, "Penggunaan Python Sebagai Bahasa Pemrograman untuk Machine Learning dan Deep Learning," *Karya Ilm. Mhs. Bertauhid (KARIMAH TAUHID)*, vol. 2, no. 1, pp. 1–6, 2023.