

ANALISIS SENTIMEN PADA GAME *NEVERNESS TO EVERNESS* DENGAN ALGORITMA *NAIVE BAYES*

Muhammad Iqbal Afnan^{1*}, Bondan Wahyu Pamekas², Aprilisa Arum Sari³

¹Teknik Informatika

(Universitas Duta Bangsa Surakarta)

^{1*}220103099@udb.ac.id

²Teknik Informatika

(Universitas Duta Bangsa Surakarta)

²bondan_wahyupamekas@udb.ac.id

³Teknik Informatika

(Universitas Duta Bangsa Surakarta)

³aprilisa_arumsari@udb.ac.id

Abstrak— Ulasan pengguna di Google Play Store merupakan sumber data berharga untuk mengevaluasi kualitas permainan, namun jumlah ulasan yang besar menyulitkan proses analisis sentimen secara manual. *Neverness to Everness* (NTE) merupakan game open-world RPG yang menarik perhatian komunitas pemain dengan ribuan ulasan di platform tersebut. Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen ulasan pengguna game NTE menggunakan algoritma *Naive Bayes Classifier* dengan ekstraksi fitur TF-IDF. Data mentah dikumpulkan sebanyak 4.200 ulasan berbahasa Indonesia dari Google Play Store, kemudian diperoleh 3.855 ulasan valid setelah rating 3 (dianggap memiliki sentimen ambigu). Data diberi label semi-otomatis berdasarkan rating bintang (4–5 = positif, 1–2 = negatif). *Preprocessing teks* meliputi *case folding*, *cleaning*, *normalisasi slang*, *stopword removal*, *stemming*, dan *tokenisasi* menggunakan pustaka Sastrawi. Ekstraksi fitur dilakukan dengan TF-IDF yang menghasilkan 4.921 fitur unik. Mengingat distribusi sentimen yang sangat tidak seimbang (77,7% positif dan 22,3% negatif), teknik SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*) diterapkan pada 80% data *training*. Hasil pengujian pada 20% data testing menunjukkan bahwa algoritma *Multinomial Naive Bayes* mencapai tingkat akurasi 81,58% dengan *recall* kelas negatif mencapai 0,77. Berdasarkan confusion matrix, model berhasil memprediksi 133 ulasan negatif dan 496 ulasan positif dengan benar. Nilai *precision* kelas positif yang mencapai 0,93 menunjukkan bahwa prediksi sentimen positif oleh model memiliki tingkat kepercayaan yang tinggi. Temuan analisis aspek mengungkap bahwa pengguna sangat mengapresiasi *gameplay* dan grafis permainan, namun menyoroti perlunya optimalisasi teknis terkait performa (*lag*), *bug*, dan masalah server. Hasil penelitian ini dapat dimanfaatkan oleh pengembang sebagai dasar evaluasi untuk meningkatkan *player experience*.

Kata kunci— *Sentiment Analysis*, *Naive Bayes*, TF-IDF, SMOTE, *Game*.

Abstract— User Reviews on the Google Play Store are a valuable data source for evaluating game quality, yet the large volume of reviews makes manual sentiment analysis impractical. *Neverness to Everness* (NTE) is an open-world RPG that has attracted considerable attention from the player community, generating thousands of reviews on the platform. This study aims to analyze the sentiment of user reviews for the NTE game using the Naive Bayes Classifier algorithm with TF-IDF feature extraction. A total of 4,200 raw reviews in Indonesian were collected from the Google Play Store, yielding 3,855 valid reviews after removing reviews with a rating of 3 (considered to have ambiguous sentiment). The data was labeled semi-automatically based on star ratings (4–5 = positive, 1–2 = negative). Text preprocessing included case folding, cleaning, slang normalization, stopwords removal, stemming, and tokenization using the Sastrawi library. Feature extraction using TF-IDF produced 4,921 unique features. Given the highly imbalanced sentiment distribution (77.7% positive and 22.3% negative), the SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique) method was applied to 80% of the training data. Testing results on the remaining 20% of the data showed that the Multinomial Naive Bayes algorithm achieved an accuracy of 81.58%, with a recall of 0.77 for the negative class. Based on the confusion matrix, the model correctly predicted 133 negative reviews and 496 positive reviews. A precision of 0.93 for the positive class indicates that the model's positive sentiment predictions are highly reliable. Aspect-based analysis revealed that users highly appreciated the gameplay and graphics of the game, while also highlighting the need for technical optimization related to performance (lag), bugs, and server issues. The findings of this study can be leveraged by developers as a basis for evaluation to enhance the player experience.

Keywords— *Sentiment Analysis*, *Naive Bayes*, TF-IDF, SMOTE, *Game*.

I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi telah mendorong pertumbuhan industri video game secara pesat dalam beberapa tahun terakhir. Genre *Role Playing Game* (RPG) menjadi salah satu yang paling diminati, dengan berbagai judul populer seperti *Genshin Impact* [1][2], *Wuthering Waves*

[3], dan *Honkai Star Rail* [4] yang menghadirkan dunia fantasi dengan elemen *gacha* dan sistem pertarungan serupa. Meskipun demikian, tidak sedikit ulasan pengguna yang bersifat negatif terhadap berbagai game RPG tersebut, mengindikasikan bahwa ekspektasi pemain terhadap kualitas permainan terus meningkat [5].

Di antara banyaknya game RPG yang beredar, *Neverness to Everness* hadir dengan mengambil tema dan konsep yang berbeda dari game RPG pada umumnya. *Neverness to Everness* merupakan game bergenre *open-world* RPG yang dikembangkan oleh *Hotta Studio*, menawarkan dunia urban modern yang dipadukan dengan elemen fantasi serta berbagai fitur eksplorasi yang memungkinkan pemain berinteraksi dengan lingkungan permainan secara lebih bebas. Perbedaan konsep ini berhasil menarik perhatian komunitas pemain dan menghasilkan berbagai ulasan melalui *Google Play Store* yang berisi pengalaman bermain, kritik, maupun saran terhadap berbagai aspek permainan [6].

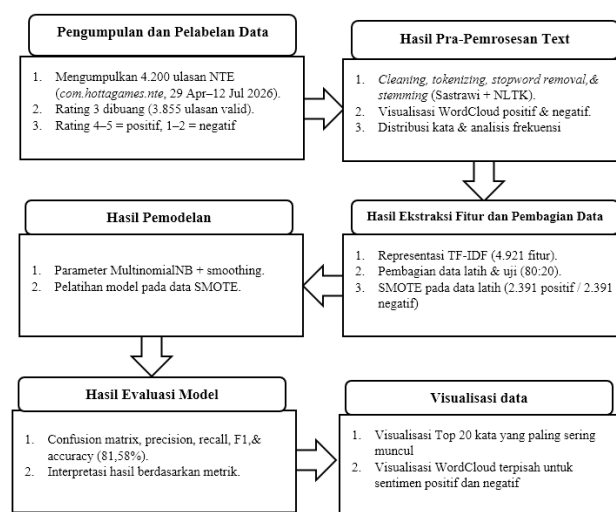
Ulasan-ulasan tersebut memberikan informasi mengenai aspek-aspek permainan yang disukai maupun tidak disukai oleh pemain, sehingga dapat menjadi sumber data berharga bagi pengembang untuk melakukan evaluasi dan perbaikan [7]. Namun, banyaknya ulasan yang tersedia menyulitkan pengembang dalam mengidentifikasi aspek permainan yang memperoleh respons positif maupun negatif dari pengguna [8]. Selain itu, ulasan yang diberikan pengguna umumnya berbentuk data teks tidak terstruktur sehingga menyulitkan proses pengolahan dan analisis informasi yang terkandung di dalamnya [9].

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, diperlukan suatu metode yang mampu mengidentifikasi dan mengelompokkan opini pengguna secara otomatis. Salah satu pendekatan yang dapat digunakan adalah analisis sentimen, yaitu teknik yang digunakan untuk mengklasifikasikan opini pengguna ke dalam kategori sentimen tertentu. Pada penelitian ini digunakan metode *Naive Bayes* yang dikombinasikan dengan pembobotan TF-IDF dan penanganan ketidakseimbangan kelas SMOTE untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna menjadi sentimen positif dan negatif [10]. Metode *Naive Bayes* dipilih karena terbukti unggul dalam efisiensi komputasi pada data berukuran besar [11]. Penelitian yang dilakukan oleh Rafi Rahmadani. (202 juga membuktikan bahwa kombinasi algoritma *Naive Bayes* dan pembobotan fitur TF-IDF efektif diterapkan pada

analisis sentimen ulasan pengguna *Ojol the Game* di *Google Play Store* [12]. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui kecenderungan sentimen pengguna terhadap Game *Neverness to Everness* serta memberikan wawasan kepada pengembang mengenai aspek permainan yang memperoleh respons positif maupun negatif dari pengguna sehingga dapat digunakan sebagai bahan evaluasi dalam meningkatkan kualitas layanan dan pengalaman bermain.

II. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna game *Neverness to Everness* (NTE) di *Google Play Store* menggunakan algoritma *Naive Bayes Classifier*. Sistem yang dikembangkan mencakup tahapan pengumpulan data, *preprocessing* teks, ekstraksi fitur, penanganan ketidakseimbangan kelas, klasifikasi, dan evaluasi model. Gambar 1 menunjukkan alur tahapan penelitian yang dilakukan.



Gambar 1 Tahapan Penelitian

2.1 Pengumpulan Data

Data ulasan dikumpulkan dari *Google Play Store* untuk game NTE (*com.hottagames.nte*) menggunakan pustaka *google-play-scraper* dalam bahasa Indonesia. Pengambilan data dilakukan pada periode 29 April 2026 hingga 9 Juli 2026. Total data yang terkumpul adalah 4185 ulasan.

2.2 Pelabelan Data

Pelabelan data dilakukan secara klasifikasi biner berbasis *rating-based*, bintang rating 4 dan 5 diberikan label "Positif", rating 1 dan 2 diberikan label "Negatif", dan rating 3 dihapus karena bersifat ambigu. Setelah pelabelan, distribusi kelas data menunjukkan ketidakseimbangan yang signifikan dengan rasio 3,5:1.

2.3 Preprocessing Data

Tahapan preprocessing dilakukan untuk membersihkan dan menormalisasi teks ulasan sebelum diproses lebih lanjut. Tahapan yang dilakukan meliputi:

- Case Folding*: Mengubah semua karakter teks menjadi huruf kecil.
- Cleaning*: Menghapus URL, *mention* (@username), *hashtag* (#hashtag), emoji, dan karakter non-alfanumerik.
- Normalisasi*: Mengubah kata-kata slang dan singkatan bahasa Indonesia (seperti "gak", "ga", "banget", "tp", "yg", dst.) ke bentuk standar menggunakan kamus normalisasi.
- Stopword Removal*: Menghapus kata-kata umum yang tidak bermakna menggunakan daftar *stopword* dari pustaka Sastrawi.
- Stemming*: Mengubah kata berimbuhan ke bentuk akar kata menggunakan pustaka Sastrawi.
- Tokenizing*: Memecah teks menjadi list kata-kata individu menggunakan pustaka NLTK (*word tokenize*).

Setelah preprocessing, teks ulasan yang bersih digunakan sebagai input untuk tahapan pembobotan fitur selanjutnya.

2.4 TF-IDF

Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) merupakan metode pembobotan kata yang digunakan untuk mengevaluasi seberapa penting sebuah kata dalam suatu dokumen. Cara kerja metode ini adalah dengan memberikan bobot tinggi pada kata yang sering muncul, namun memberikan bobot rendah pada kata yang muncul hampir di semua dokumen [3].

$$TF(t, d) = f_{t,d}$$

$TF(t, d)$: Bobot *Term Frequency* dari kata t pada ulasan d .

$f_{t,d}$: Jumlah kemunculan kata t di dalam ulasan d .

$$IDF(t) = \log \log \left(\frac{N}{df_t} \right)$$

$IDF(t)$: Nilai *Inverse Document Frequency* dari kata t .

N : Total dari seluruh dokumen atau ulasan yang digunakan $N = 3.855$

df_t : *Document Frequency*, yaitu jumlah ulasan yang mengandung kata t

$$W_{t,d} = TF(t, d) \times IDF(t)$$

$W_{t,d}$: Bobot akhir kata t pada ulasan d .

2.5 Naive Bayes

Algoritma *Naive Bayes* merupakan algoritma klasifikasi berbasis *teorema Bayes* dengan asumsi kebebasan (*independensi*) antar fitur. Untuk data berbentuk numerik hasil *TF-IDF*, digunakan varian *Multinomial Naive Bayes* yang menghitung probabilitas kelas berdasarkan frekuensi fitur:

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

$P(C | X)$ = probabilitas data X termasuk ke dalam kelas C (posterior).

$P(X | C)$ = probabilitas munculnya data X jika diketahui kelasnya C (likelihood).

$P(C)$ = probabilitas awal dari kelas C (prior).

$P(X)$ = probabilitas munculnya data X (evidence)..

2.6 Pembagian Data

Data dibagi menjadi data latih (*training set*) sebesar 80% dan data uji (*testing set*) sebesar 20% menggunakan *stratified split*, sehingga proporsi label sentimen tetap terjaga di kedua set. Pembagian data dilakukan sebelum tahapan *resampling* untuk memastikan data testing merepresentasikan distribusi asli.

2.7 Metrik Evaluasi

Evaluasi model menggunakan metrik-metrik berikut:

- Accuracy*: Proporsi prediksi yang benar dari seluruh data uji.
- Precision*: Kemampuan model dalam mengklasifikasi sampel positif dengan benar.
- Recall*: Kemampuan model dalam menemukan seluruh sampel positif yang ada.
- F1-Score*: Harmonik rata-rata antara precision dan recall.
- Confusion Matrix*: Matriks yang menunjukkan jumlah prediksi benar dan salah per kelas, memiliki empat komponen utama: *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN).

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Proses Pengumpulan dan Pelabelan Data

Tahap awal penelitian ini adalah pengumpulan data ulasan pengguna aplikasi game *Neverness to Everness* (NTE) melalui platform *Google Play Store*. Pengambilan data (*scraping*) dilakukan menggunakan pustaka *google-play-scraper* dengan memfilter ulasan berbahasa Indonesia. Dari proses tersebut, berhasil dikumpulkan sebanyak 4.200 data ulasan mentah.

Tabel 1. Data Komentar di Playstore

username	score	content	at
Vie Zlon	5	Keren	2026-07-12 12:22:29
YUSUP ANGGA PERMANA	4	Event nightt 999 bugg boss nyendat ditanah. Fi...	2026-07-12 12:17:58
Wahyoe123	5	fun	2026-07-12 09:18:47
Andhika	3	NANTI AKU AKAN KEMBALI KALAU SUDAH ADA BAHASA ...	2026-07-12 08:15:48
Roby Suhendra	5	aku suka NTE. ditunggu update bahasa indo nya	2026-07-12 06:06:17

```

Mengumpulkan 4200 ulasan dari com.hottagames.nte...
Terkumpul: 1000 data...
Terkumpul: 2000 data...
Terkumpul: 3000 data...
Terkumpul: 4000 data...
Terkumpul: 4332 data...

Total data terkumpul: 4200 ulasan
Raw data berhasil disimpan ke csv/ulasan_raw_nte.csv

Contoh 5 data ulasan hasil scraping:

```

	username	score	content	at
0	Vie Zlon	5	Keren	2026-07-12 12:22:29
1	YUSUP ANGGA PERMANA	4	Event nightt 999 bugg boss nyendat ditanah. FL...	2026-07-12 12:17:58
2	Wahyoe123	5	fun	2026-07-12 09:18:47
3	Andhika	3	NANTI AKU AKAN KEMBALI KALAU SUDAH ADA BAHASA ...	2026-07-12 08:15:48
4	Roby Suhendra	5	aku suka NTE. ditunggu update bahasa indo nya	2026-07-12 06:06:17

Gambar 2. Ulasan *Neverness to Everness* yang di ambil dari *google-play-scraper*

Data mentah tersebut kemudian melalui tahap pelabelan berdasarkan pendekatan klasifikasi biner berbasis *rating-based* yang diberikan oleh pengguna. Ulasan dengan rating 4 dan 5 diklasifikasikan ke dalam kelas "Positif", sedangkan ulasan dengan rating 1 dan 2 diklasifikasikan ke dalam kelas "Negatif". Ulasan dengan rating 3 dihapus dari dataset karena dianggap memiliki sentimen yang ambigu atau netral.

```

Hasil Pelabelan Otomatis:
sentimen_label
Positif      2989
Negatif      866
Name: count, dtype: int64

Total data sekarang (setelah rating 3 dihapus): 3855 data

Menyimpan file: csv/data_masuk_berlabel.csv...
Contoh 5 Komentar Positif dan 5 Komentar Negatif:

```

	username	score	content	sentimen_label
1348	ICHIKO NANDA SAPUTRA	4	bagus sih game nya wajib download tapi tolong ...	Positif
2499	EX PARADOX	5	Game nya bagus	Positif
1058	Agus Sudijanto	5	like this game	Positif
2071	Anteam ID	5	what a nice game	Positif
432	Jatna	5	menurut aku game ini tuh beda dri game gacha y...	Positif
3962	ヤナ	1	optimasi di PC sangat buruk, padahal spek PC L...	Negatif
2679	Rian Explan	1	bikin puzzle kagak ngotak	Negatif
3287	bintang ziyau azka	1	gw baru login kenapa tidak dapat free pull kay...	Negatif
3928	loenv Hsnbb	1	optimisasi jelek bet jing, katanya ada optim...	Negatif
137	Zaki Kecebanget	1	game pengoptimalannya masih kurang buat di dev...	Negatif

Gambar 3. Proses pelabelan data

B. Preprocessing Data

Setelah dilakukan pelabelan secara semi-otomatis, selanjutnya data ulasan melewati proses *preprocessing data* yang meliputi *cleaning* (menghapus tanda baca, emoji, dan angka), *case folding* (mengubah seluruh ulasan menjadi huruf kecil), normalisasi slang untuk memperbaiki kata singkatan atau kesalahan pengetikan berdasarkan kamus yang telah dibuat, dan menggunakan pustaka *Sastrawi* untuk *stopword removal* (menghapus kata hubung) serta *stemming* (untuk mengubah kata berimbuhan menjadi kata dasar). Terakhir dilakukannya tokenizer, memecah kalimat menjadi kata tunggal.

ulasan	ulasan_case_folding	ulasan_cleaning	ulasan_normalisasi	ulasan_stopword	clean_ulasan	tokenizing
Keren	keren	keren	keren	keren	keren	[kere n]
Event nightt 999 bugg boss nyendat ditana h. Fi... fun aku suka NTE. ditun ggu updat e bahas a indo nya nice game	event nightt 999 bugg boss nyendat ditana h. fi... fun aku suka nte. ditunggu update bahasa indo nya nice game	event nightt 999 bugg boss nyendat ditana h. fi... fun aku suka nte. ditunggu update bahasa indo nya nice game	acara nightt 999 bugg boss nyendat ditana h. fi... fun aku suka nte. ditunggu update bahasa indo nya nice game	acara nightt 999 bugg boss nyendat ditana h. fi... fun aku suka nte. ditunggu update bahasa indo nya nice game	acara nightt 999 bugg boss nyendat ditana h. fi... fun aku suka nte. ditunggu update bahasa indo nya nice game	[acar a, night t, bugg, bos, nyen dat, tanah keci...], fit... [fun] [aku, suka, nte, tungg u, baru, bahas a, indon es... [nice, game]

0	1	2	3	4	5
keren	keren	keren	keren	keren	keren
event nightt 999 bugg boss nyendat ditana h. fi...	event nightt 999 bugg boss nyendat ditana h. fi...	event nightt 999 bugg boss nyendat ditana h. fi...	event nightt 999 bugg boss nyendat ditana h. fi...	event nightt 999 bugg boss nyendat ditana h. fi...	event nightt 999 bugg boss nyendat ditana h. fi...
fun	fun	fun	fun	fun	fun
aku suka NTE. ditun ggu updat e bahas a indo nya nice game	aku suka NTE. ditun ggu updat e bahas a indo nya nice game	aku suka NTE. ditun ggu updat e bahas a indo nya nice game	aku suka NTE. ditun ggu updat e bahas a indo nya nice game	aku suka NTE. ditun ggu updat e bahas a indo nya nice game	aku suka NTE. ditun ggu updat e bahas a indo nya nice game
nice game	nice game	nice game	nice game	nice game	nice game

Gambar 4. Hasil Preprocessing Data

C. Pembobotan Nilai Menggunakan TF-IDF

Setelah *preprocessing* data selesai, selanjutnya tahap yang dilakukan adalah pembobotan nilai menggunakan TF-IDF dengan rumus sebagai berikut

$$TF(t, d) = f_{t,d}$$

$TF(t, d)$: Bobot *Term Frequency* dari kata t pada ulasan d .

$f_{t,d}$: Jumlah kemunculan kata t di dalam ulasan d .

$$IDF(t) = \log \log \left(\frac{N}{df_t} \right)$$

$IDF(t)$: Nilai *Inverse Document Frequency* dari kata t .

N : Total dari seluruh dokumen atau ulasan yang digunakan $N = 3.855$

df_t : *Document Frequency*, yaitu jumlah ulasan yang mengandung kata t

$$W_{t,d} = TF(t, d) \times IDF(t)$$

$W_{t,d}$: Bobot akhir kata t pada ulasan d .

Proses pembobotan TF-IDF tersebut mengekstrak sebanyak 4.921 fitur kata unik yang membentuk matriks berdimensi 3.855 baris dan 4.921 kolom.

```
Proses TF-IDF selesai!
Jumlah fitur (vocab)      : 4921
Shape matriks TF-IDF     : (3855, 4921)
```

Matriks TF-IDF (Preview):

	aah	aanjir	aar	abad	abiez	ability	abisin	able	abnormal	abnormalmeloncat
0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
3	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

Gambar 5. Pembobotan Nilai TF-IDF

D. Pembagian Data Uji dan Latih (80:20)

Selanjutnya data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih (*training set*) sebesar 80% dan data uji (*testing set*) sebesar 20% menggunakan metode *stratified split*, sehingga proporsi label sentimen tetap terjaga di kedua set. Pembagian data dilakukan sebelum tahapan *resampling* untuk memastikan data testing merepresentasikan distribusi asli.

Data latih (80%) berjumlah 3.084 ulasan (2.391 Positif / 693 Negatif), sedangkan data uji (20%) berjumlah 771 ulasan (598 Positif / 173 Negatif).

Hasil Pembagian Data Latih & Uji:				
	Bagian Data	Jumlah Ulasan	Positif	Negatif
0	Data Latih (80%)	3084	2391 (77.5%)	693 (22.5%)
1	Data Uji (20%)	771	598 (77.6%)	173 (22.4%)
2	Total	3855	2989 (77.5%)	866 (22.5%)

Gambar 6. Pembagian data latih dan data uji

E. Penyeimbang Kelas Menggunakan SMOTE

Setelah data dibagi menjadi data latih dan data uji, ditemukan adanya ketidakseimbangan kelas pada data latih. Dari total 3.084 data latih, kelas Positif berjumlah 2.397 data (77,7%), sedangkan kelas Negatif hanya berjumlah 687 data (22,3%). Ketidakseimbangan ini menunjukkan bahwa jumlah ulasan positif jauh lebih banyak dibandingkan ulasan negatif. Kondisi tersebut berpotensi menyebabkan model *Naive Bayes* lebih cenderung mengenali kelas mayoritas, yaitu kelas Positif, dan kurang optimal dalam mendeteksi kelas minoritas, yaitu kelas Negatif.

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, penelitian ini menggunakan metode SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*). SMOTE bekerja dengan cara membuat data sintetis pada kelas minoritas berdasarkan kedekatan antar-sampel dalam ruang fitur. Pada penelitian ini, SMOTE diterapkan hanya pada data latih, sedangkan data uji tidak mengalami proses *resampling*. Hal ini dilakukan agar data uji tetap merepresentasikan distribusi asli dan hasil evaluasi model tetap objektif.

Setelah proses SMOTE dilakukan, jumlah data pada kelas Negatif meningkat hingga seimbang dengan kelas Positif. Distribusi data latih setelah SMOTE menjadi 2.397 data Positif dan 2.397 data Negatif, sehingga total data latih bertambah menjadi 4.794 data. Dengan distribusi yang lebih seimbang, model *Multinomial Naive Bayes* diharapkan dapat mempelajari pola sentimen positif dan negatif secara lebih proporsional, khususnya dalam mengenali keluhan pengguna yang termasuk ke dalam kelas Negatif.

```
Menerapkan SMOTE pada data latih...

Distribusi kelas sebelum SMOTE:
Counter({'Positif': 2391, 'Negatif': 693})

Distribusi kelas setelah SMOTE:
Counter({'Negatif': 2391, 'Positif': 2391})
```

Gambar 7. Penerapan SMOTE

F. Penerapan Algoritma Naive Bayes

Setelah data latih menjadi seimbang, tahap selanjutnya adalah proses klasifikasi menggunakan algoritma pembelajaran mesin.

```
from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB

model_nb = MultinomialNB()

print("Melatih model Multinomial Naive Bayes pada data latih SMOTE...")
model_nb.fit(x_train_smote, y_train_smote)

print("Model berhasil dilatih!")

y_pred = model_nb.predict(x_test)
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)

... Melatih model Multinomial Naive Bayes pada data latih SMOTE...
Model berhasil dilatih!
```

Gambar 8. Penerapan Algoritma Naive Bayes Classifier

G. Evaluasi Model Klasifikasi

Tahap selanjutnya adalah melakukan evaluasi terhadap model klasifikasi yang telah dibangun menggunakan *confusion matrix* untuk mengukur

nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil evaluasi model klasifikasi tersebut disajikan sebagai berikut.

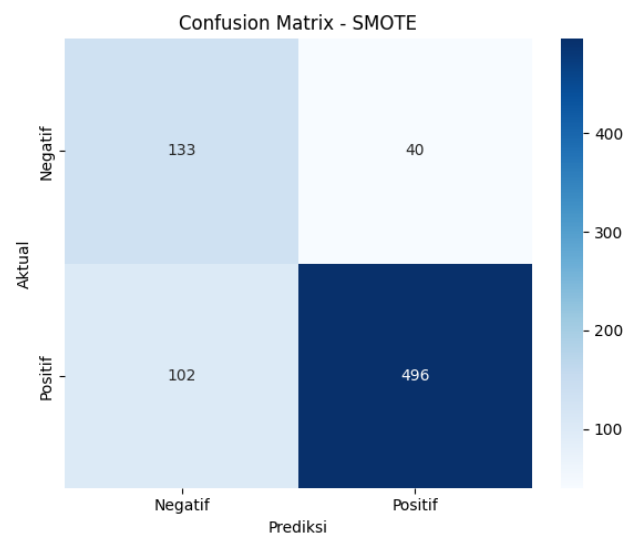
Tabel 2. Hasil evaluasi model klasifikasi

Kelas	Precision	Recal	F1-Score	Support
Negatif	0.57	0.77	0.65	173
Positif	0.93	0.83	0.87	598
Accuracy	-	-	0.82	771
Macro	0.75	0.8	0.76	771
Avg				
Weighted	0.84	0.82	0.82	771
Avg				

— Hasil Evaluasi Model —
Akurasi: 81.58%

	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.57	0.77	0.65	173
Positif	0.93	0.83	0.87	598
accuracy			0.82	771
macro avg	0.75	0.80	0.76	771
weighted avg	0.84	0.82	0.82	771

Gambar 9. Hasil evaluasi model klasifikasi



Gambar 10. Visualisasi confusion matrix

Berdasarkan tabel tersebut dan gambar *confusion matrix*, algoritma *Multinomial Naive Bayes* menunjukkan kinerja yang cukup baik dengan tingkat akurasi sebesar 81,58%. Berdasarkan *confusion matrix*, model berhasil memprediksi benar 496 ulasan positif dan salah memprediksi 102 ulasan positif menjadi negatif. Hal ini ditunjukkan dengan nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* untuk kelas positif masing-masing sebesar 0,93, 0,83, dan 0,87. Nilai *precision* yang tinggi menunjukkan bahwa ketika model

REFERENSI

- [1] A. T. Bisono and A. Zulherry, "Analisis Sentimen Game Genshin Impact untuk Mengetahui Reaksi dan Harapan Pemain Menggunakan Metode Naïve Bayes," *Sudo J. Tek. Inform.*, vol. 4, no. 2, pp. 183–193, 2025, doi: 10.56211/sudo.v4i2.1131.
- [2] P. Arsi, B. A. Kusuma, and P. Subarkah, "Analisis Sentimen Game Genshin Impact pada Play Store Menggunakan Naïve Bayes Clasifier," *J. Ilm. Tek. Mesin, Elektro Dan Komput.*, vol. 3, no. 1, pp. 161–170, 2023.
- [3] I. I. J. Rifka Alkhilyatul Ma'rifat, I Made Suraharta, "Penerapan Naïve Bayes dalam Analisis Sentimen Pengguna Game Wuthering Waves pada Google Play Store," *JITET (Jurnal Inform. dan Tek. Elektro Ter.)*, vol. 2, no. 2, pp. 306–312, 2024.
- [4] Y. Firmansyah, R. Kurniawan, and Y. A. Wijaya, "Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak Analisis Data Sentimen Pemain Game Role-Playing Game (RPG) Honkai Star Rail dengan Algoritma Naive Bayes," *J. Inform. dan Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 6, no. 1, pp. 127–135, 2024.
- [5] N. A. Luluk Asti Qomariah, Ade Eviyanti, Hamzah Setiawan, "Klasifikasi Sentimen Ulasan Minecraft pada Google Play Store: Studi Komparatif Naïve Bayes dan Random Forest," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, 2026, doi: 10.20884/1.jati.2026.10.1.
- [6] R. P. Setiawan, B. Irawan, and W. P. Prihartono, "Analisis Sentimen Ulasan Growtopia Di Google Play Store Menggunakan Naïve Bayes Classifier Untuk Identifikasi Kebutuhan Pengguna," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 13, no. 2, 2025, doi: 10.23960/jitet.v13i2.6415.
- [7] P. Aliya, S. Nurbaeti, A. Firdaus, F. Suparman, and M. Pd, "Analisis Sentimen Pengguna Terhadap Aplikasi Duolingo Dengan Naïve Bayes Classifier," *JITET (Jurnal Inform. dan Tek. Elektro Ter.)*, vol. 11, no. April, pp. 156–165, 2025.
- [8] M. Haikal, M. Martanto, and U. Hayati, "Analisis Sentimen Terhadap Penggunaan Aplikasi Game Online Pubg Mobile," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 6, pp. 3275–3281, 2024.
- [9] K. Karunia Nurul Asry, A. Irma Purnamasari, A. Bahtiar, and E. Wahyudin, "Model Klasifikasi Sentimen Pada Ulasan Pengguna Aplikasi Game Weplay Di Google Play Store Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 9, no. 4, pp. 5971–5977, 2025, doi: 10.36040/jati.v9i4.13909.
- [10] S. Salim *et al.*, "ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA APLIKASI KOMERCE MENGGUNAKAN TF-IDF DAN MULTINOMIAL NAIVE BAYES DENGAN," *J. Comput. Sci. Artif. Intell.*, vol. 06, no. 02, pp. 1–9, 2025, doi: 10.32485/jcsai.JOURNAL.
- [11] A. Bachtiar, M. J. Hawali, N. C. Simbolon, D. A. Maulana, R. A. Anggraini, and K. Kunci, "ANALISIS SENTIMEN ULASAN FREE FIRE MENGGUNAKAN NAIVE BAYES LOGISTIC REGRESSION," *J. Inf. Syst. Manag.*, vol. 7, no. 2, 2026.
- [12] R. Rahmadani, A. Rahim, and R. Rudiman, "Analisis Sentimen Ulasan 'Ojol the Game' Di Google Play Store Menggunakan Algoritma Naive Bayes Dan Model Ekstraksi Fitur Tf-Idf Untuk Meningkatkan Kualitas Game," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 3, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3.4988.