

ANALISIS PENGGUNA APLIKASI JAMSOSTEK *MOBILE* MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES BERBASIS DATA ULASAN DI *PLAY STORE*

Ainur Rohim Pratama¹, Bambang Irawan², Ahmad Faqih³, Martanto⁴, Umi Hayati⁵.

Program Studi Teknik Informatika¹²³⁵
Program Studi Manajemen Informatika⁴
STMIK IKMI Cirebon
<https://ikmi.ac.id/page/18/?lang=de>
ainurrohimppratama599@gmail.com

(*) Corresponding Author : ainurrohimppratama599@gmail.com;
Published : 30 April 2026

Abstract—The rapid growth of digital applications has facilitated public access to government services, including the Jamsostek Mobile (JMO) application by BPJS Ketenagakerjaan. However, user reviews on Google Play Store reflect varying sentiments that require analysis to enhance service quality. This study aims to classify user sentiments toward the JMO application using the Naïve Bayes algorithm. A total of 3000 user reviews were collected through web scraping and underwent preprocessing steps including tokenization, normalization, and stemming. Evaluation results indicate that the Bernoulli Naïve Bayes model achieved a classification accuracy of 90.62%, with 0.97 precision for negative sentiment and 0.98 recall for positive sentiment. Wordcloud visualization highlighted key terms such as "login", "error", and "good", indicating technical aspects as major user concerns. The sentiment classification system was also implemented as a web-based prototype to facilitate public opinion monitoring. This research contributes to the application of Machine Learning in Indonesian text sentiment classification, particularly for public service applications.

Keywords: Sentiment Analysis; Naïve Bayes; Google Play Store; Text Mining; JMO Application.

Abstrak— Perkembangan aplikasi digital telah memudahkan masyarakat dalam mengakses layanan publik, termasuk aplikasi Jamsostek Mobile (JMO) dari BPJS Ketenagakerjaan. Namun, ulasan pengguna terhadap aplikasi ini di Google Play Store menunjukkan berbagai sentimen yang perlu dianalisis untuk meningkatkan kualitas layanan. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan sentimen pengguna aplikasi JMO menggunakan algoritma Naïve Bayes. Sebanyak 3000 ulasan dikumpulkan menggunakan metode web scraping, kemudian dilakukan tahapan preprocessing seperti tokenisasi, normalisasi, dan stemming. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model Bernoulli Naïve Bayes mampu mengklasifikasikan sentimen dengan akurasi 90,62%, precision 0,97 untuk sentimen negatif dan recall 0,98 untuk sentimen positif. Wordcloud memperlihatkan kata kunci dominan seperti "login", "error", dan "bagus", mengindikasikan aspek teknis sebagai perhatian utama pengguna. Sistem klasifikasi ini juga diimplementasikan dalam bentuk prototipe berbasis web untuk mempermudah monitoring opini publik. Penelitian ini memberikan kontribusi pada penerapan Machine Learning dalam klasifikasi sentimen teks berbahasa Indonesia, khususnya pada aplikasi layanan publik.

Kata Kunci: Analisis Sentimen; Naïve Bayes; Google Play Store; Text Mining; Aplikasi JMO.

INTRODUCTION

Kemajuan pesat yang telah dicapai dalam bidang informatika telah memberikan dampak yang signifikan pada berbagai aspek kehidupan manusia, termasuk bidang teknologi, bisnis, pemerintahan, dan pendidikan. Revolusi digital telah mendorong perubahan cara manusia berinteraksi, bekerja, dan mengakses informasi di era modal [1], [2], [3], [4], [5]. Banyak inovasi berbasis data yang memanfaatkan kecerdasan buatan dan pembelajaran mesin untuk mengatasi tantangan kompleks secara efektif telah muncul sebagai hasil dari kemajuan teknologi informasi (Han et al., 2020) Salah satu dampak penting dari kemajuan tersebut adalah meningkatnya pemanfaatan aplikasi digital yang mempermudah masyarakat dalam mengakses layanan publik dan komersial secara daring. Kondisi ini menunjukkan bahwa bidang informatika berperan penting dalam mendukung efisiensi, transparansi, dan kemudahan akses terhadap layanan berbasis teknologi di berbagai sektor kehidupan (Kominfo, 2022).

Meskipun perkembangan teknologi informasi telah membawa kemudahan bagi masyarakat, tantangan baru muncul dalam hal pengukuran persepsi dan kepuasan pengguna terhadap layanan digital. Salah satu aplikasi layanan publik yang mengalami peningkatan jumlah pengguna secara signifikan adalah Jamsostek Mobile (JMO), milik BPJS Ketenagakerjaan, yang berfungsi untuk memberikan kemudahan akses terhadap informasi keanggotaan, saldo, dan klaim jaminan sosial. Namun, peningkatan jumlah pengguna tidak selalu berbanding lurus dengan kepuasan layanan (Sutanto & Pratama, 2022). Banyak pengguna yang menyampaikan kritik, saran, dan keluhan melalui ulasan di Google Play Store, Ini adalah informasi yang sangat penting untuk memahami bagaimana masyarakat umum memandang program

tersebut. Sayangnya, sangat sulit untuk secara manual mengevaluasi data ulasan yang luas, beragam, dan tidak terstruktur yang dihasilkan (Rahman & Hidayat, 2021). Untuk mengklasifikasikan pemikiran pengguna berdasarkan tren positif dan negatif, analisis sentimen otomatis diperlukan. Analisis sentimen berbasis penambangan data merupakan metode yang tepat dalam situasi ini karena dapat secara efektif menangani volume teks data yang besar dan mengungkap makna tersembunyi. Tantangan utamanya adalah bagaimana menghasilkan model klasifikasi yang akurat dalam mendeteksi sentimen pengguna dengan mempertimbangkan karakteristik bahasa Indonesia yang kompleks dan sering kali ambigu [6], [7], [8], [9], [10], [11], [12]

Beberapa penelitian terbaru telah menerapkan algoritma Naïve Bayes untuk analisis sentimen terhadap ulasan aplikasi Mobile. Misalnya, Studi oleh (Limbong et al., 2022) menggunakan pendekatan *Naïve Bayes* dan *K-Nearest Neighbor* (KNN) untuk klasifikasi sentimen setelah menganalisis sekitar 500 ulasan pengguna aplikasi Shopee dari *Google Play Store*. Hasil penelitian menunjukkan keefektifan model Naïve Bayes dalam memproses data teks e-commerce berbasis pengguna dengan akurasi klasifikasi ulasan positif dan negatif sebesar sekitar 0,914%. (Sari Ningsih et al., 2024) membandingkan kinerja *Naïve Bayes* dan *SVM* pada ulasan aplikasi penyedia layanan seluler di Indonesia (*MyTelkomsel*, *MyIM3*, *MyXL*), dengan hasil akurasi Naïve Bayes sebesar 75–80%, serta mencatat adanya permasalahan terkait ketidakseimbangan data. Penelitian serupa dilakukan oleh (Iskoko et al., 2025) terhadap ulasan pengguna aplikasi layanan publik Sinaga Mobile, yang menemukan bahwa meskipun klasifikasi dapat dilakukan dengan baik, algoritma ini masih memiliki keterbatasan dalam menangani variasi ekspresi pengguna seperti keluhan terhadap keterlambatan layanan dan masalah kegunaan fitur. Secara

keseluruhan, hasil-hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa Naïve Bayes masih berperan sebagai algoritma dasar yang efektif dalam analisis sentimen ulasan aplikasi. Meskipun demikian, masih terdapat celah penelitian yang belum dieksplorasi, khususnya pada konteks aplikasi jaminan sosial seperti JAMSOSTEK Mobile. Selain itu, aspek penanganan ulasan multibahasa dan pemahaman terhadap variasi ekspresi pengguna masih terbatas. Kondisi ini membuka peluang bagi penelitian lanjutan dengan peningkatan tahap praproses data, penerapan teknik ekstraksi fitur yang lebih komprehensif, serta penerapan klasifikasi sentimen yang lebih terperinci pada aplikasi layanan publik di Indonesia.

Tujuan utama studi ini adalah menerapkan metode Naïve Bayes untuk melakukan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi JAMSOSTEK Mobile yang tersedia di Google Play Store. Dengan mengidentifikasi pola pendapat pengguna mengenai fitur dan kualitas layanan aplikasi, studi ini berharap dapat memberikan wawasan tentang bagaimana masyarakat Indonesia memandang layanan jaminan sosial digital. Penelitian-penelitian sebelumnya seperti yang dilakukan oleh (Iskoko et al., 2025; Sari Ningsih et al., 2024) telah menunjukkan efektivitas Naïve Bayes dalam mengklasifikasikan data sentimen, namun belum ada yang berfokus pada aplikasi layanan publik di sektor jaminan sosial. Signifikansi penelitian ini terletak pada upaya mengisi kesenjangan tersebut dengan mengadaptasi metode analisis sentimen pada konteks aplikasi layanan digital pemerintah. Hasil penyelidikan ini diharapkan dapat mendukung bidang Informatika, khususnya dalam text mining dan natural language processing, serta memberikan manfaat praktis dalam meningkatkan pengalaman pengguna, kualitas aplikasi, dan pengambilan keputusan dalam pengelolaan layanan publik digital.

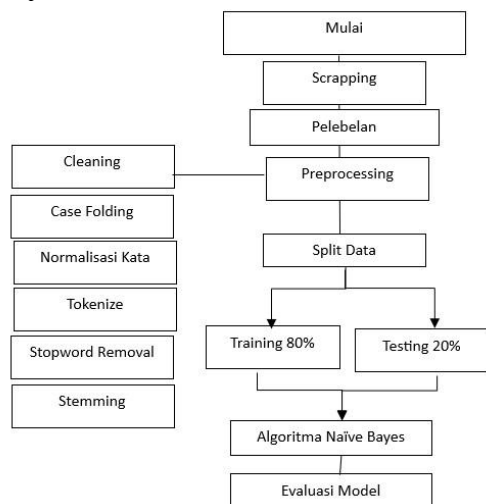
Teknik klasifikasi Naïve Bayes digunakan dalam metodologi kuantitatif dan komputasional studi ini untuk menganalisis sentimen dalam ulasan pengguna aplikasi JAMSOSTEK Mobile yang diambil dari Google Play Store. Untuk memastikan konsistensi data dan meningkatkan akurasi model, dataset akan melalui langkah-langkah prapemrosesan data seperti pembersihan teks, tokenisasi, penghapusan kata stop, dan stemming. Karena kesederhanaannya, keterbacaan, dan efektivitasnya dalam memproses data teks dengan sumber daya komputasi yang terbatas, pendekatan Naïve Bayes dipilih, sebagaimana dibuktikan oleh penelitian sebelumnya (Iskoko et al., 2025; Sari Ningsih et al., 2024) Untuk mengevaluasi metrik kinerja termasuk akurasi, presisi, recall, dan F1-score, data berlabel akan dibagi menjadi set pelatihan dan set pengujian menggunakan kerangka kerja pembelajaran mesin yang diawasi. Hasil yang diperoleh diharapkan dapat menunjukkan bagaimana pendekatan pembelajaran probabilistik mampu menangkap pola sentimen pengguna secara efektif, sehingga memberikan kontribusi terhadap pengembangan penggunaan analisis sentimen dalam domain layanan digital publik.

Jika penelitian ini berhasil mencapai tujuannya, hasil yang diperoleh diharapkan memberikan kontribusi praktis dan teoretis bagi bidang Informatika dan analisis data. Secara praktis, analisis sentimen terhadap ulasan JAMSOSTEK Mobile dapat membantu BPJS Ketenagakerjaan dalam mengevaluasi persepsi masyarakat, mengidentifikasi area layanan yang perlu perbaikan, serta merancang intervensi berbasis data untuk meningkatkan kepuasan pengguna. Dari sisi teoretis, penelitian ini diharapkan memperkaya literatur metode klasifikasi teks pada konteks layanan publik dan menambah bukti empiris tentang efektivitas pendekatan probabilistik seperti Naïve Bayes pada data ulasan aplikasi berbahasa Indonesia. Temuan penelitian juga dapat menjadi acuan bagi peneliti lain yang ingin mengembangkan model hibrida atau menerapkan teknik NLP lanjutan. Praktisi pengembangan perangkat lunak dapat memanfaatkan hasil ini untuk prioritasasi fitur dan pengujian usability. Selain itu, kebijakan

pengelolaan layanan publik digital dapat diperkaya dengan pemahaman yang lebih baik tentang umpan balik pengguna, sehingga mendorong inovasi layanan yang lebih responsif dan inklusif. Secara lebih luas, penelitian ini diharapkan berkontribusi pada peningkatan kualitas layanan kesejahteraan sosial melalui penerapan sistem cerdas berbasis analisis data..

MATERIALS AND METHODS

Analisis sentimen dalam penelitian ini dilakukan menggunakan algoritma *bernoulli naïve bayes*, dengan sumber data berupa ulasan aplikasi jamsostek *mobile* yang diperoleh melalui platform *Google Play Store*. Proses penelitian ini dibagi menjadi beberapa tahapan dan ditampilkan secara visual pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Analisis Data

1. Data Selection
Menggunakan paket google-play-scraper, data dikumpulkan dari ulasan pengguna aplikasi Jamsostek Mobile di Google Play Store. Total 3000 ulasan dikumpulkan menggunakan metode ini, Data difilter agar hanya menyertakan ulasan berbahasa Indonesia serta menghapus ulasan berbahasa Inggris seperti nice, good dan perfect menjadi 2879 ulasan tanpa bahasa asing
2. Manual Labeling
Dalam penelitian ini, pelebelan dilakukan secara manual dibantu oleh dosen bahasa yang telah memberi validasi pelebelan dataset. Penelitian ini hanya menggunakan dua lebeling positif dan negatif guna menyederhanakan analisis dan memudahkan evaluasi terhadap persepsi pengguna aplikasi jamsostek *mobile*.
3. Text Preprocessing

Tahap Preprocessing menjadi langkah awal yang krusial dalam analisis sentimen, khususnya ketika mengolah teks dari media sosial atau ulasan pengguna yang umumnya memiliki format tidak teratur dan tidak terstruktur. Menurut (Gohil A. and Parmar V., 2021), Preprocessing berperan penting dalam meningkatkan kualitas representasi data teks, yang secara langsung memengaruhi performa model klasifikasi. Tahapan Preprocessing yang diterapkan pada penelitian ini meliputi.

- a) *Cleaning*
Menghilangkan berbagai karakter khusus, angka, serta tanda baca yang tidak diperlukan dalam proses analisis.
- b) *Case Folding*
Mengonversi seluruh huruf menjadi huruf kecil guna untuk mengurangi duplikasi kata akibat perbedaan kapitalisasi.
- c) *Normalisasi Kata*
mengubah kata tidak baku menjadi baku misalnya kata "gk", "aja".
- d) *Tokenisasi*
Memecah teks menjadi unit kata atau token
- e) *Stopword Removal*
Menghilangkan kata-kata umum yang tidak memberikan kontribusi berarti terhadap proses analisis misalnya kata "dan", "yang", "di".
- f) *Stemming*
Mengembalikan kata ke bentuk dasarnya misalnya kata "menjalankan" menjadi "jalan".

4. Pembagian data atau *Split Data*
Setelah tahap preprocessing dan lebeling data dibagi menjadi dua: 20% data uji dan 80% data pelatihan. Tujuan pembagian ini adalah agar model dapat belajar pola dari sebagian besar data sebelum dievaluasi pada data yang belum pernah digunakan sebelumnya
5. Klasifikasi menggunakan *Naïve Bayes*
Pada tahap klasifikasi, penelitian ini menggunakan Bernoulli Naïve Bayes, yaitu varian Naïve Bayes yang bekerja secara efektif pada representasi fitur biner. Model ini memanfaatkan kemunculan atau ketidakhadiran suatu kata hasil preprocessing untuk menentukan kecenderungan sentimen sebuah ulasan. Setiap token yang telah melalui proses cleaning, case folding, normalisasi,

tokenisasi, stopword removal, dan stemming kemudian dipetakan dalam bentuk matriks biner, sehingga model dapat menghitung probabilitas setiap kelas secara sederhana dan efisien. Pendekatan ini dipilih karena mampu menangani teks pendek seperti ulasan aplikasi dan memberikan performa yang stabil meskipun dalam kondisi data yang beragam.

6. Evaluasi Model

Setelah proses klasifikasi selesai, langkah berikutnya adalah pengukuran kinerja model. Evaluasi dilakukan menggunakan data uji sebesar 20% dari keseluruhan dataset untuk memastikan model diuji pada data yang tidak pernah dilihat sebelumnya. Metrik yang digunakan meliputi akurasi, precision, recall, dan F1-score, sehingga kualitas prediksi dapat dinilai secara menyeluruh. Selain itu, confusion matrix digunakan untuk menggambarkan distribusi prediksi benar dan salah pada masing-masing kelas, sehingga memudahkan identifikasi titik kelemahan model dalam membedakan sentimen positif dan negatif. Hasil evaluasi ini menjadi dasar untuk menilai keandalan model serta menentukan seberapa baik algoritma Bernoulli Naïve Bayes dalam menangkap pola sentimen pada ulasan pengguna JMO.

RESULTS AND DISCUSSION

1. Dataset

Dataset penelitian diperoleh dari ulasan pengguna aplikasi Jamsostek Mobile (JMO) yang tersedia di Google Play Store. Proses pengumpulan dilakukan menggunakan google-play-scraper, menghasilkan 3000 ulasan. Setelah proses penyaringan untuk menghapus ulasan berbahasa asing seperti good, nice, dan perfect, jumlah data yang tersisa menjadi 2879 ulasan berbahasa Indonesia. Tahap pemilihan data ini penting untuk memastikan bahwa seluruh ulasan yang dianalisis memiliki konteks bahasa yang sama, sehingga hasil klasifikasi lebih akurat

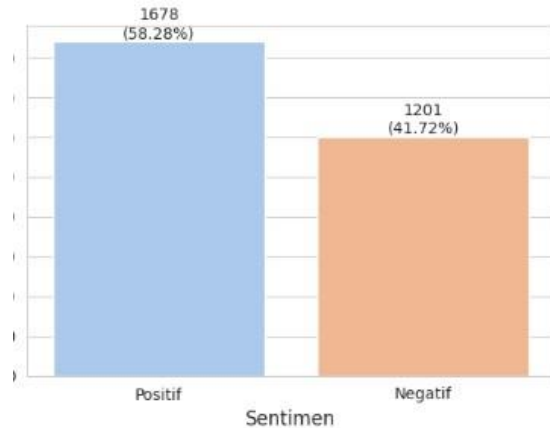
2. Labeling Manual

Tahap berikutnya adalah pemberian label sentimen secara manual. Seluruh ulasan dikelompokkan ke dalam dua kategori, yaitu positif dan negatif, tanpa menggunakan kategori netral sesuai batasan penelitian. Proses pelabelan dilakukan dengan membaca makna setiap ulasan dan memberikan label berdasarkan kecenderungan emosinya. Proses ini memastikan bahwa dataset

memiliki struktur kelas yang jelas sebelum masuk dalam tahap pemodelan. Terdapat pada Gambar 4 jumlah positif 1678 dan jumlah negatif 1201.

Review Text	Date	Label
Baru aja tak perbarui, malah sekarang gak bisa...	2025-11-04 17:32:25	Negatif
bagus sangat membantu	2025-11-04 17:31:15	Positif
bagus ini. mempermudah pengguna dan sangat ber...	2025-11-04 17:22:39	Positif
aplikasi sudah di update bukannya nambah baik ...	2025-11-04 17:21:55	Negatif
JMO aplikasi paling keren sangat ini, cek sald...	2025-11-04 16:35:51	Positif

Gambar 2 Labeling Manual



Gambar 3. Jumlah data ulasan

3. Preprocessing

Setelah dilakukan pebelan, tahap berikutnya adalah preprocessing. Preprocessing menjadi tahap penting untuk menstandarkan format teks yang tidak teratur dan tidak terstruktur. Langkah-langkah Tahapan ini meliputi: *Cleaning*, *Case folding*, *Normalisasi kata*, *Tokenizing*, *Stopword removal*, dan *Stemming*.

```

stemmerFactory()
actory.create_stemmer()

xt(text):
[stemmer.stem(word) for word in text]

g_data'] = df['stopword removal'].apply(lambda x: ' '.join(stem
    
```

Gambar 4 Preprocessing (stemming)

Adapun contoh *preprocessing* sebagai berikut:

Tabel 1 Contoh penulisan preprocessing

Preprocessing	Data Input	Data Hasil
Cleaning	Baru aja tak perbarui, malah sekarang gak bisa login 🤔	Baru aja tak perbarui malah sekarang gak bisa login
Case Folding	JMO aplikasi paling keren	jmo aplikasi paling keren
Hasil normalisasi	Aplikasi nyusahin	Aplikasi menyusahkan
Tokenize	bagus ada info	[bagus, ada, info, jaminan,

	jaminan hari tua	hari, tua]
Stopword removal	sangat membantu	[membantu, aplikasinya,
	bagus bgt	bagus,
	sangat membantu	banget]
	Bagus, ada info	bagus info
Stemming	jaminan hari tua	jamin tua

4. Pembagian data

Setelah preprocessing selesai, dataset dibagi menjadi 80% data latih (training) dan 20% data uji (testing). Pembagian ini bertujuan agar algoritma dapat mempelajari pola kecenderungan sentimen dari sebagian besar data, lalu diuji pada data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.

```
from sklearn.model_selection import train_test_split

#Bagi data test dan training
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(data['stemming_data'], data['Label'], test_size=0.2, ran

#Simpan data latih dan uji ke file
train_set = pd.DataFrame({'stemming_data': X_train, 'Sentiment': y_train})
train_set.to_csv('train_data.csv', index=False)
test_set = pd.DataFrame({'stemming_data': X_test, 'Sentiment': y_test})
test_set.to_csv('test_data.csv', index=False)

#Informasi jumlah data
print(f'Jumlah data latih: {len(train_set)}')
print(f'Jumlah data uji: {len(test_set)}')
```

Gambar 65 Pembagian dataset

5. Evaluasi Model

Model klasifikasi sentimen dibangun menggunakan Bernoulli Naïve Bayes, yang bekerja dengan representasi fitur biner (hadir/tidak hadir). Model diuji menggunakan metrik evaluasi yang mencakup akurasi, precision, recall, dan F1-score.

```
import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.naive_bayes import BernoulliNB
from sklearn.metrics import confusion_matrix, classification_report, accuracy_score
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt

#preprocessing data (tfidf)
tfidf = TfidfVectorizer()
x = tfidf.fit_transform(df['stemming_data']).toarray()
y = df['Label']

#pembagian data latih dan uji (split data)
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size=0.2, random_state=42)

#initialize and train model BernoulliNB
bnb = BernoulliNB()
bnb.fit(x_train, y_train)

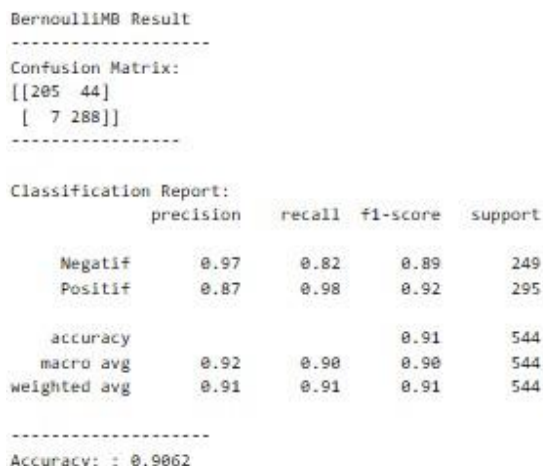
#evaluasi model
y_pred = bnb.predict(x_test)

#evaluate BernoulliNB
conf_matrix_bnb = confusion_matrix(y_test, y_pred)
class_report_bnb = classification_report(y_test, y_pred)
accuracy_bnb = accuracy_score(y_test, y_pred)

print("BernoulliNB Result")
print("-----")
print("Confusion Matrix:")
print(conf_matrix_bnb)
print("-----")
print("\nClassification Report:")
print(class_report_bnb)
print("-----")
print(f"Accuracy: {accuracy_bnb:.4f}")
```

Gambar 6. Evaluasi model Bernoulli Naïve Bayes

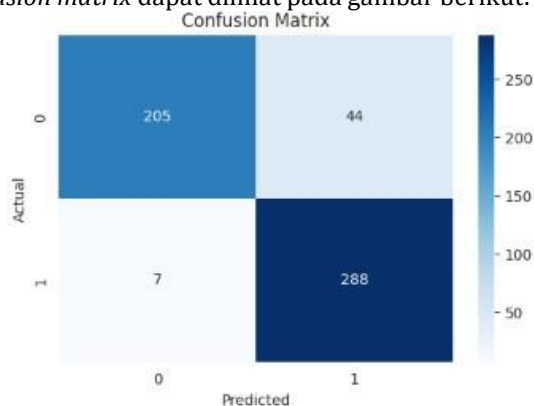
Evaluasi dilakukan dengan menghitung sejumlah matrix seperti akurasi, precision, recall dan F1-Score. Tujuannya adalah untuk menyajikan penilaian yang objektif terhadap kinerja model.



Gambar 7. Hasil Evaluasi model

6. Confusion Matrix

Untuk memahami distribusi prediksi model secara lebih detail, dilakukan analisis menggunakan confusion matrix yang menggambarkan jumlah klasifikasi benar dan salah pada masing-masing kelas sentimen. Matriks ini memberikan gambaran komprehensif mengenai bagaimana model Bernoulli Naïve Bayes membedakan ulasan positif dan negatif pada data uji. Adapun hasil evaluasi model bernoulli Naïve Bayes yang didapatkan dari confusion matrix dapat dilihat pada gambar berikut:



Gambar 8. Confusion Matrix

Berdasarkan hasil pengujian, model Bernoulli Naïve Bayes mampu mengklasifikasikan sebagian besar ulasan dengan tepat, yang tercermin dari nilai 288 True Positive, yaitu ulasan positif yang berhasil diidentifikasi secara akurat. Sebaliknya, terdapat 205 True Negative, menunjukkan bahwa model juga cukup efektif dalam mengenali ulasan yang bermuatan negatif. Meskipun demikian, masih ditemukan 44 False Positive, yaitu ulasan negatif yang keliru diprediksi sebagai positif, serta 7 False Negative, di mana beberapa ulasan positif salah diklasifikasikan sebagai negatif. Secara keseluruhan, pola distribusi ini menggambarkan bahwa model memiliki kinerja yang konsisten dalam mengenali kedua kelas sentimen, meskipun

masih terdapat sedikit kesalahan klasifikasi pada ulasan dengan konteks ambigu.

CONCLUSION

Analisis kinerja model diperjelas melalui confusion matrix yang memberikan gambaran menyeluruh tentang kemampuan algoritma dalam membedakan ulasan positif dan negatif. Hasil pengujian menunjukkan bahwa Bernoulli Naïve Bayes mampu mengidentifikasi sebagian besar ulasan dengan tepat, ditunjukkan oleh 288 ulasan positif yang berhasil diklasifikasikan secara benar dan 205 ulasan negatif yang juga tepat dikenali oleh model. Meski demikian, masih terdapat sejumlah kesalahan prediksi berupa 44 ulasan negatif yang salah dipetakan sebagai sentimen positif serta 7 ulasan positif yang keliru dianggap sebagai negatif. Distribusi ini menunjukkan bahwa model bekerja dengan tingkat akurasi tinggi dan cukup konsisten dalam mendeteksi kedua kelas sentimen, meskipun beberapa ulasan dengan konteks ambigu atau berbahasa tidak langsung masih berpotensi menimbulkan kesalahan klasifikasi. Secara keseluruhan, pola pada confusion matrix mengonfirmasi bahwa model memiliki performa yang kuat dan layak diterapkan untuk menganalisis ulasan pengguna secara otomatis.

REFERENCE

- [1] C. K. K. Bharathi and K. Elakkiyan, "Leveraging artificial intelligence for predictive modelling of consumer buying intentions on E-Commerce platforms," *Discov. Artif. Intell.*, vol. 6, no. 1, 2026, doi: 10.1007/s44163-025-00815-7.
- [2] S. Sidra and S. M. Wagan, "How artificial intelligence enabled marketing activities will change consumer behavior," *Discov. Artif. Intell.*, vol. 6, no. 1, 2026, doi: 10.1007/s44163-025-00735-6.
- [3] A. Mendieta-Aragón and T. Garín-Muñoz, "Consumer behaviour in e-Tourism: Exploring new applications of machine learning in tourism studies," *Investig. Tur.*, no. 26, pp. 350–374, 2023, doi: 10.14198/INTURI.24629.
- [4] S. Kim, W. Shin, and H.-W. Kim, "Predicting online customer purchase: The integration of customer characteristics and browsing patterns," *Decis. Support Syst.*, vol. 177, 2024, doi: 10.1016/j.dss.2023.114105.
- [5] B. Alsulami, B. Alwated, K. Barashid, M. Abdullah, M. Alosaimi, and S. Alhusayni, "ON LEVERAGING GENERATIVE ARTIFICIAL INTELLIGENCE (GENAI) FOR BEHAVIOR LEARNING AND PERSONALIZED MARKETING OPTIMIZATION," *Arch. Tech. Sci.*, vol. 17, no. 34, pp. 35–58, 2025, doi: 10.70102/afts.2025.1834.035.
- [6] Y. Shen Gu, D., Chen, F., Zhang, Z., & Liu, G., "Big data analytics and healthcare management: A systematic review of applications and performance outcomes," *Int. J. Med. Informatics*, 164, 104849, 2022, doi: 10.1016/j.ijmedinf.2022.104849.
- [7] N. Wijemunige, S. Silva, and R. Perera, "Population-based healthcare utilization modeling to improve outpatient screening and preventive care services," *BMC Public Health*, vol. 22, no. 1, p. 1847, 2022, doi: 10.1186/s12889-022-14152-9.
- [8] A. R. Shour, G. L. Jones, R. Anguzu, S. A. Doi, and A. A. Onitilo, "Development of an evidence-based model for predicting patient, provider, and appointment factors that influence no-shows in a rural healthcare system," *BMC Health Serv. Res.*, vol. 23, no. 1, p. 1085, 2023, doi: 10.1186/s12913-023-09969-5.
- [9] C. P. Mullan, R. O'Sullivan, and E. McCarthy, "Reducing non-attendance in pediatric outpatient services through communication improvement interventions," *BMJ Open Qual.*, vol. 13, no. 1, p. e002553, 2024, doi: 10.1136/bmjopen-2023-002553.
- [10] H. J. M. Schreurs, M. van den Akker, and M. W. J. Jansen, "Delayed care-seeking and attendance challenges in obesity outpatient treatment pathways: A qualitative study," *Int. J. Obes.*, vol. 49, no. 2, pp. 245–254, 2025, doi: 10.1038/s41366-024-01625-7.
- [11] J. M. Fiszdon, "Patient engagement, attendance, and outcomes in community outpatient cognitive training programs: A randomized controlled trial," *Psychiatr. Rehabil. J.*, 2024, doi: 10.1037/prj0000568.
- [12] S. Matimbwa, G. Mshana, and B. A. Knettel, "Barriers and facilitators of retention in HIV outpatient care: A qualitative study in Tanzania," *BMC Health Serv. Res.*, vol. 25, no. 1, p. 214, 2025, doi: 10.1186/s12913-025-12140-2.