

ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA PADA LAYANAN E-WALLET SHOPEEPAY BERDASARKAN ULASAN GOOGLE PLAY STORE DENGAN ALGORITMA NAÏVE BAYES

Sugih Sahyudi¹, Nina Sulistyowati Hasbi², Billy Ibrahim Hasbi³

^{1,2,3}Sistem Informasi, Universitas Singaperbangsa Karawang; Jl. HS. Ronggo Waluyo, Pseurjaya, Telukjambe Timur, Karawang, Jawa Barat, 41361

Keywords:

Analisis Sentimen
ShopeePay
Naïve Bayes
TF-IDF
KDD

Correspondent Email:

sugihshahyudi417@gmail.com

Abstrak. Peningkatan penggunaan dompet digital di Indonesia mendorong perlunya evaluasi kualitas layanan berdasarkan persepsi pengguna. Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen pengguna aplikasi ShopeePay berdasarkan ulasan di Google Play Store menggunakan algoritma Naïve Bayes. Data dikumpulkan melalui teknik crawling pada periode 3 Februari 2024 hingga 18 Januari 2026, menghasilkan 5000 ulasan. Setelah menghapus data netral (skor 3), tersisa 4740 ulasan yang terdiri dari 2845 positif (60%) dan 1895 negatif (40%). Proses analisis mengikuti kerangka Knowledge Discovery in Database (KDD) yang meliputi seleksi data, preprocessing (case folding, cleaning, normalisasi, tokenizing, stopword removal, stemming), transformasi dengan TF-IDF, dan klasifikasi menggunakan Naïve Bayes. Evaluasi model dilakukan dengan confusion matrix pada empat skenario pembagian data latih-uji (90:10, 80:20, 70:30, 60:40). Hasil terbaik diperoleh pada skenario 90:10 dengan akurasi 90%, presisi 90%, recall 90%, dan f1-score 90%. Visualisasi word cloud menunjukkan kata dominan pada sentimen positif adalah “mudah”, “aplikasi”, “bayar”, sedangkan pada sentimen negatif adalah “aplikasi”, “shopee”, “error”. Kesimpulannya, algoritma Naïve Bayes efektif mengklasifikasikan sentimen pengguna ShopeePay dengan kinerja sangat baik, dan hasil analisis dapat menjadi masukan bagi pengembang untuk meningkatkan kualitas layanan.



Copyright © [JITET](#) (Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan). This article is an open access article distributed under terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY NC)

Abstract. The increasing use of digital wallets in Indonesia necessitates evaluating service quality based on user perceptions. This study aims to analyze user sentiment towards the ShopeePay application based on reviews on the Google Play Store using the Naïve Bayes algorithm. Data were collected through crawling techniques from February 3, 2024, to January 18, 2026, yielding 5000 reviews. After removing neutral data (score 3), 4740 reviews remained, consisting of 2845 positive (60%) and 1895 negative (40%). The analysis followed the Knowledge Discovery in Database (KDD) framework, including data selection, preprocessing (case folding, cleaning, normalization, tokenizing, stopword removal, stemming), TF-IDF transformation, and classification using Naïve Bayes. Model evaluation was performed using a confusion matrix on four training-test data split scenarios (90:10, 80:20, 70:30, 60:40). The best results were achieved in the 90:10 scenario with an accuracy of 90%, precision of 90%, recall of 90%, and f1-score of 90%. Word cloud visualization showed dominant words in positive sentiment were “easy”, “application”, “pay”, while in negative sentiment were “application”, “shopee”, “error”. In conclusion, the Naïve Bayes algorithm effectively classifies ShopeePay user sentiment with excellent performance, and the analysis results can serve as input for developers to improve service quality..

1. PENDAHULUAN

Perkembangan layanan keuangan digital di Indonesia, khususnya dompet elektronik (e-wallet), menunjukkan pertumbuhan pesat seiring perubahan perilaku masyarakat menuju transaksi non-tunai[1]. Berdasarkan survei GoodStats (2025), ShopeePay menjadi e-wallet paling dominan dengan tingkat penggunaan lebih dari 80% pada Generasi Z dan sekitar 70% pada Milenial, melampaui pesaing seperti Dana, GoPay, OVO, dan LinkAja. Tingginya adopsi ini didorong oleh kemudahan akses, integrasi dengan ekosistem Shopee, serta berbagai promosi yang ditawarkan[2]. Namun, tingginya jumlah pengguna tidak selalu mencerminkan kepuasan menyeluruh; diperlukan evaluasi berbasis persepsi nyata pengguna.

Salah satu sumber data yang merepresentasikan opini pengguna secara langsung adalah ulasan pada Google Play Store. Ulasan tersebut mengandung sentimen positif maupun negatif yang dapat dijadikan bahan evaluasi kualitas layanan. Sayangnya, jumlah ulasan yang besar dan tidak terstruktur menyulitkan analisis manual, sehingga diperlukan pendekatan komputasi seperti analisis sentimen. Analisis sentimen merupakan teknik pemrosesan bahasa alami yang mengklasifikasikan teks ke dalam kategori tertentu (positif, negatif, netral) berdasarkan pola kata [3].

Penelitian ini menggunakan kerangka Knowledge Discovery in Database (KDD) yang terdiri dari tahap seleksi data, preprocessing, transformasi, data mining, dan evaluasi[4]. Algoritma yang diterapkan adalah Naïve Bayes, metode klasifikasi probabilistik yang sederhana namun efektif untuk data teks [5]. Keunggulan Naïve Bayes telah dibuktikan dalam berbagai penelitian analisis sentimen, dengan akurasi mencapai 99,40% pada aplikasi dompet digital [6] dan 89,70% khusus pada ShopeePay[7].

Meskipun demikian, kajian yang secara khusus menganalisis sentimen pengguna ShopeePay menggunakan data ulasan terbaru dengan pendekatan KDD yang terstruktur masih terbatas. Kebaruan penelitian ini terletak pada penggunaan data terkini (2024–2026), penerapan metodologi KDD secara sistematis,

serta validasi pelabelan oleh ahli bahasa untuk meningkatkan kualitas data. Tujuan penelitian adalah: (1) mengklasifikasikan sentimen pengguna ShopeePay menjadi positif dan negatif berdasarkan ulasan Google Play Store, dan (2) mengevaluasi performa algoritma Naïve Bayes dalam klasifikasi sentimen tersebut.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian ini menggunakan beberapa konsep dasar yang relevan dalam analisis sentimen dan pengolahan data teks. Analisis sentimen merupakan cabang dari text mining yang bertujuan mengidentifikasi opini, emosi, atau sikap yang terkandung dalam suatu teks [3]. Dalam konteks ulasan aplikasi, teknik ini membantu memahami persepsi pengguna terhadap fitur, layanan, dan pengalaman penggunaan [8]. Kategori sentimen umumnya dibagi menjadi positif, negatif, dan netral. Penelitian ini hanya menggunakan dua kategori (positif dan negatif) karena ulasan di Google Play Store cenderung bersifat evaluatif sehingga menghindari ambiguitas yang sering muncul pada sentimen netral [1].

Text mining sendiri merupakan serangkaian proses untuk mengekstraksi informasi berharga dari data teks tidak terstruktur dengan menemukan pola, hubungan, dan opini di dalamnya [10]. Teknik ini menjadi landasan dalam analisis sentimen karena mampu mengubah data mentah menjadi bentuk yang lebih terstruktur. Sementara itu, data mining secara umum adalah proses menemukan pola dan pengetahuan dari kumpulan data besar dengan memanfaatkan metode statistik, kecerdasan buatan, dan algoritma tertentu [4]. Dalam penelitian ini, data mining diterapkan melalui algoritma klasifikasi untuk mengelompokkan ulasan ke dalam kategori sentimen.

Pendekatan Knowledge Discovery in Database (KDD) digunakan sebagai kerangka kerja sistematis yang terdiri atas tahap seleksi data, preprocessing, transformasi, data mining, dan evaluasi [4]. KDD memungkinkan pengolahan data ulasan yang tidak terstruktur menjadi informasi terorganisasi yang siap dianalisis.

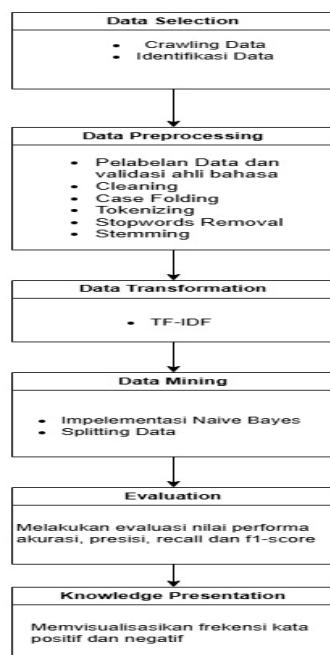
Algoritma yang digunakan untuk klasifikasi adalah Naïve Bayes, yaitu metode probabilistik yang didasarkan pada teorema Bayes dengan asumsi independensi antar fitur [7]. Rumus dasarnya adalah:

$$P(C|X)=P(X)P(X|C)\cdot P(C)$$

Algoritma ini banyak dipilih karena kesederhanaan, efisiensi komputasi, dan kemampuannya menangani data teks dalam jumlah besar. Berbagai penelitian sebelumnya menunjukkan akurasi tinggi pada analisis sentimen, termasuk pada aplikasi dompet digital [8].

Sebelum klasifikasi, data teks perlu ditransformasi ke bentuk numerik menggunakan metode pembobotan kata *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). TF-IDF menggabungkan frekuensi kemunculan kata dalam suatu dokumen (TF) dengan kebalikan frekuensi dokumen yang mengandung kata tersebut (IDF) [9], sehingga kata yang penting dan jarang muncul mendapat bobot lebih tinggi.

Kinerja model klasifikasi dievaluasi dengan *confusion matrix* yang menghasilkan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan f1-score [10]. Metrik ini memberikan gambaran seberapa baik model dalam memprediksi setiap kelas sentimen.



Gambar 1. Metodelogi Penelitian

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan *Knowledge Discovery in Database* (KDD) sebagai kerangka kerja dalam pengolahan data. Untuk memastikan kesesuaian bahasa dengan kaidah KBBI, penulisan divalidasi oleh ahli bahasa. Tahap awal dilakukan melalui *preprocessing* data yang meliputi *cleaning*, *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming* guna menghasilkan data yang bersih dan terstruktur. Selanjutnya, data ditransformasikan ke dalam bentuk numerik yang sesuai untuk analisis. Pada tahap *data mining*, digunakan algoritma Naïve Bayes untuk mengklasifikasikan sentimen ke dalam kategori positif dan negatif berdasarkan pola kemunculan kata pada data latih. Model yang telah dilatih kemudian diuji menggunakan data uji untuk mengevaluasi kemampuannya dalam memprediksi sentimen pada data baru. Proses ini bertujuan menghasilkan model klasifikasi yang memiliki tingkat akurasi dan konsistensi yang baik.

3.1 Data Selection

Data yang terkumpul memiliki atribut seperti *reviewId*, *userName*, *content*, *score*, dll. Ulasan dengan nilai *score* 3 (netral) dihapus karena tidak merepresentasikan sentimen yang jelas [11]. Setelah penghapusan, tersisa 4740 ulasan yang terdiri dari 2845 positif (*score* 4 dan 5) dan 1895 negatif (*score* 1 dan 2). Pelabelan manual divalidasi oleh ahli bahasa Indonesia untuk memastikan akurasi.

3.1.1 Crawling

Proses *crawling* dilakukan dengan memanfaatkan bahasa pemrograman Python yang dijalankan melalui platform Google Colaboratory untuk mengambil data secara otomatis dari aplikasi ShopeePay pada Google Play Store. Proses ini dilakukan dengan menelusuri halaman ulasan pengguna, kemudian mengekstraksi informasi yang relevan sesuai kebutuhan penelitian, seperti teks komentar, rating, serta data pendukung lainnya. Pengambilan data dibatasi berdasarkan jumlah tertentu, yaitu sebanyak 5.000 ulasan, dengan rentang waktu yang telah ditentukan. Hasil dari proses *crawling* ini berupa dataset yang berisi ulasan pengguna ShopeePay yang selanjutnya digunakan sebagai bahan utama dalam proses analisis sentimen.

3.1.2 identifikasi data

Setelah proses crawling selesai dilakukan, tahap selanjutnya adalah identifikasi data, yaitu proses pemeriksaan dan peninjauan dataset yang diperoleh dari Google Play Store untuk memastikan kesesuaian dengan kebutuhan penelitian. Data yang diidentifikasi meliputi atribut penting seperti reviewId, userName, content (teks ulasan), score (rating), serta informasi pendukung lainnya seperti tanggal ulasan dan versi aplikasi. Tahap ini bertujuan untuk memahami struktur data, memastikan kelengkapan atribut, serta memvalidasi bahwa data yang digunakan relevan untuk analisis sentimen. Selain itu, dilakukan juga penyaringan awal terhadap data yang tidak lengkap atau tidak sesuai, sehingga dataset yang dihasilkan siap untuk digunakan pada tahap preprocessing selanjutnya.

3.2 Preprocessing

Tahap preprocessing terdiri dari:

1. Tahap pelabelan dan validasi dilakukan dengan memberikan label secara manual pada data, yang kemudian diverifikasi oleh ahli Bahasa Indonesia guna memastikan ketepatan dalam penentuan kategori sentimen, yaitu positif dan negatif.
2. Cleaning: menghapus simbol, angka, URL, emoji, tanda baca, dan spasi berlebih.

Tabel 1. Hasil Cleaning

Sebelum Cleaning	Setelah Cleaning
oke smua sudah kembali akun sudah bisa di gunakan lagi mkasih admin	oke smua sudah kembali akun sudah bisa di gunakan lagi mkasih admin
semakin banyak yang pakai semakin eror pelayanan cs shopee 1 paket nyelip di sunter dc gk jalan2 paket yang lain lewat sunter dc lancar jaya ngomong sih manis mau di urusin di percepat 🙏🙏🙏 di percepat aja 4 hari blum selesai apa lei gk normal nya kan eror 🙏🙏🙏	semakin banyak yang pakai semakin eror pelayanan cs shopee paket nyelip di sunter dc gk jalan2 paket yang lain lewat sunter dc lancar jaya ngomong sih manis mau di urusin di percepat di percepat aja hari blum selesai apa lei gk normal nya kan eror
belanja tanpa ribet tinggal scroll lihat kebutuhan lihat rating l pilih barga miring besoknya barang datang 🙏 super nyaman	belanja tanpa ribet tinggal scroll lihat kebutuhan lihat rating l pilih barga miring besoknya barang datang super nyaman

3. Case folding: mengubah semua huruf menjadi lowercase.

Tabel 2. Hasil Case Folding

Sebelum Case Folding	Setelah Case Folding
Aplikasi shopee pay, memang menguntungkan, kirim uang gratis, bisa dapat koin pula...tolong kalau ada kendala diperlukan prosesnya, baik kirim uang, atau pembelian lainnya.	aplikasi shopee pay memang menguntungkan kirim uang gratis bisa dapat koin pula tolong kalau ada kendala diperlukan prosesnya baik kirim uang atau pembelian lainnya
Kirim uang dari shoppepay ke Dana sudah berjam jam masih dalam proses aja!!!!	Kirim uang dari shoppepay ke dana sudah berjam jam masih dalam proses aja
Tetap pertahankan dan tingkatkan ya. Terima kasih	Tetap pertahankan dan tingkatkan ya terima kasih

4. Tokenizing: memecah kalimat menjadi kata-kata individual.

Tabel 3. Hasil Tokenizing

Sebelum Tokenizing	Setelah Tokenizing
oke smua akun mkasih admin	[oke, smua, akun, mkasih, admin]
sistem pembayaran memudahkan terimakasih shoope	[sistem, pembayaran, memudahkan, terimakasih, shoope]
sangat suka aplikasi karna simpel serba	[sangat, suka, aplikasi, karna, simpel, serba]
terimakasih aplikasi ditingkatkan	[terimakasih, aplikasi, ditingkatkan]

5. Stopword removal: menghapus kata umum yang tidak bermakna (misal: "dan", "di", "yang") menggunakan library NLTK.

Tabel 4. Hasil Stemming

Sebelum Stopwords Removal	Setelah Stopwords Removal
sangat membantu bayar dan sangat mudah di gunakan	membantu bayar mudah
terimakasih aplikasi terus ditingkatkan	terimakasih aplikasi ditingkatkan
tetap pertahankan dan tingkatkan ya terima kasih	pertahankan tingkatkan ya terima kasih

6. Stemming: mengubah kata berimbuhan menjadi kata dasar menggunakan library Sastrawi.

Tabel 5. Hasil Stemming

Sebelum Stemming	Setelah Stemming
[membantu, bayar, mudah]	bantu bayar mudah
[kirim, uang, shoppepay, dana, berjam, jam, proses, aja]	kirim uang shoppepay dana jam jam proses aja
[sya, masuk, paylater, erorr]	sya masuk paylater erorr

3.3 Transformasi

Pada tahap transformasi, dilakukan proses seleksi fitur dengan mengonversi data dari bentuk kategori ke dalam representasi numerik. Proses ini menggunakan metode TF-IDF, di mana pemilihan fitur didasarkan pada frekuensi kemunculan kata dalam setiap dokumen.

3.3.1 TF-IDF

TF-IDF (Term Frequency–Inverse Document Frequency) merupakan metode pembobotan kata yang digunakan untuk menentukan tingkat kepentingan suatu kata dalam sebuah dokumen terhadap keseluruhan kumpulan dokumen. Nilai Term Frequency (TF) menunjukkan seberapa sering suatu kata muncul dalam dokumen, sedangkan Inverse Document Frequency (IDF) mengukur tingkat keunikan atau kepentingan kata tersebut di seluruh dokumen, di mana kata yang sering muncul pada banyak dokumen akan memiliki nilai IDF yang lebih rendah. Hasil perkalian antara TF dan IDF menghasilkan bobot TF-IDF, yang menunjukkan bahwa kata yang sering muncul dalam suatu dokumen tetapi jarang ditemukan pada dokumen lain akan memiliki nilai bobot yang tinggi.

3.4 Data Mining

Klasifikasi sentimen dilakukan menggunakan algoritma Naïve Bayes dari library scikit-learn. Model dilatih dengan data latih yang telah dibobot TF-IDF, kemudian diuji pada data uji[10].

3.4.1 Implementasi Naïve Bayes

Implementasi algoritma Naïve Bayes dilakukan dengan menggunakan data yang telah melalui tahap *preprocessing* dan transformasi sebagai data latih untuk membangun model klasifikasi

sentimen. Algoritma ini bekerja dengan menghitung probabilitas setiap kata terhadap kelas sentimen positif dan negatif, dimulai dari perhitungan probabilitas prior, likelihood, hingga posterior. Hasil perhitungan tersebut digunakan untuk menentukan kelas dengan probabilitas tertinggi sebagai prediksi sentimen. Model yang telah terbentuk kemudian diuji menggunakan data uji untuk mengevaluasi kemampuannya dalam mengklasifikasikan sentimen pada data baru[12].

3.4.2 Splitting Data

Proses pembagian data (*data splitting*) dilakukan dengan memisahkan dataset menjadi data latih (*training data*) dan data uji (*testing data*) untuk keperluan pelatihan serta evaluasi model. Dalam penelitian ini, pembagian data diterapkan dalam beberapa skenario, yaitu 90%:10%, 80%:20%, 70%:30%, dan 60%:40%. Penerapan berbagai skenario tersebut bertujuan untuk membandingkan performa algoritma Naïve Bayes dalam mengklasifikasikan sentimen serta menganalisis pengaruh proporsi data latih terhadap tingkat akurasi model[3].

3.5 Evaluasi

Evaluasi merupakan tahap akhir dalam proses *Knowledge Discovery in Database (KDD)* yang bertujuan untuk menilai hasil pengolahan data. Pada tahap ini dilakukan analisis terhadap model yang telah dibangun guna memastikan bahwa pola atau informasi yang dihasilkan dapat dipahami dengan baik. Evaluasi menjadi bagian penting karena digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan prediksi model terhadap data sebenarnya[13].

3.5.1 Accuracy

Akurasi adalah metrik yang digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan model dalam melakukan prediksi. Perhitungan akurasi dilakukan dengan membandingkan jumlah prediksi yang benar, baik untuk kelas positif maupun negatif, terhadap keseluruhan jumlah prediksi yang dihasilkan. Semakin tinggi nilai akurasi, maka semakin baik kinerja model dalam mengklasifikasikan data[14].

3.5.2 Precision

Precision merupakan metrik yang digunakan untuk menilai tingkat ketepatan model dalam mengidentifikasi data yang termasuk ke dalam kelas positif. Nilai precision diperoleh dengan membandingkan jumlah

prediksi positif yang benar dengan seluruh data yang diprediksi sebagai positif. Metrik ini menunjukkan seberapa akurat model dalam memberikan prediksi positif.

3.5.3 Recall

Recall adalah metrik yang digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam mendeteksi seluruh data yang benar-benar termasuk dalam kelas positif. Nilai recall dihitung dengan membandingkan jumlah prediksi positif yang benar dengan total data positif yang ada, yaitu jumlah *true positive* ditambah *false negative*. Nilai recall yang tinggi menunjukkan bahwa model mampu mengenali sebagian besar data positif dengan baik.

3.5.4 F1-Score

F1-Score merupakan gabungan dari precision dan recall yang menunjukkan keseimbangan kinerja model dalam klasifikasi[15].

3.6 Knowledge Presentation

3.6.1 Hasil Wordcloud Positif

Visualisasi wordcloud sentimen positif menunjukkan kata-kata yang paling sering muncul dalam ulasan pengguna, di mana ukuran kata mencerminkan frekuensi kemunculannya. Kata seperti “mudah”, “aplikasi”, “bayar”, dan “bantu” terlihat dominan, yang menunjukkan bahwa pengguna merasa terbantu dengan kemudahan penggunaan, proses pembayaran, dan manfaat aplikasi. Secara umum, hasil ini menggambarkan bahwa persepsi positif pengguna didominasi oleh aspek kemudahan dan kenyamanan dalam menggunakan ShopeePay.



Gambar 2. Wordcloud Positif

3.6.2 Hasil Wordcloud Negatif

Visualisasi wordcloud sentimen negatif menunjukkan kata-kata yang sering muncul dalam ulasan pengguna dengan sentimen

negatif, seperti “aplikasi”, “bayar”, “ga”, dan “gak”. Dominasi kata-kata tersebut mengindikasikan adanya keluhan terkait kendala teknis, kegagalan transaksi, serta pengalaman penggunaan yang kurang memuaskan. Secara umum, hasil ini menunjukkan bahwa sentimen negatif dipengaruhi oleh masalah pada kinerja aplikasi dan proses layanan yang belum optimal.



Gambar 3. Wordcloud Negatif

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Preprocessing dan Distribusi Data

Setelah melalui tahap *preprocessing*, jumlah data bersih yang diperoleh adalah sebanyak 4.740 ulasan, yang terdiri dari 2.884 ulasan dengan sentimen positif (60%) dan 1.856 ulasan dengan sentimen negatif (40%). Distribusi ini menunjukkan bahwa mayoritas pengguna memberikan tanggapan yang cenderung positif terhadap layanan ShopeePay, yang mengindikasikan tingkat kepuasan pengguna yang cukup tinggi, terutama terkait kemudahan penggunaan dan efisiensi transaksi. Namun demikian, proporsi sentimen negatif yang mencapai 40% juga tergolong signifikan dan tidak dapat diabaikan, karena mencerminkan masih adanya berbagai permasalahan yang dirasakan oleh pengguna, seperti kendala teknis, error aplikasi, keterlambatan transaksi, serta kualitas layanan yang belum optimal. Oleh karena itu, meskipun dominasi sentimen positif menunjukkan persepsi yang baik terhadap layanan ShopeePay, keberadaan sentimen negatif dalam jumlah yang cukup besar menunjukkan perlunya evaluasi dan perbaikan berkelanjutan guna meningkatkan kualitas layanan dan kepuasan pengguna secara keseluruhan.

4.2 Performa Klasifikasi Naïve Bayes

Evaluasi model dilakukan pada empat skenario pembagian data latih-uji. Tabel 6

merangkum hasil akurasi, presisi, recall, dan f1-score.

Tabel 6. Perbandingan Performa Model pada Berbagai Skenario Split Data

Skenario	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
90:10:00	90%	90%	89%	90%
80:20:00	89%	89%	89%	89%
70:30:00	88%	88%	88%	88%
60:40:00	88%	88%	88%	88%

Skenario 90:10 menghasilkan performa terbaik dengan akurasi 90%. Hal ini menunjukkan bahwa semakin besar data latih, semakin baik model dalam mempelajari pola sentimen. Pada skenario ini, confusion matrix untuk kelas positif menunjukkan presisi 0,91, recall 0,93, dan f1-score 0,92, sedangkan kelas negatif memiliki presisi 0,88, recall 0,86, dan f1-score 0,87. Model lebih akurat dalam memprediksi sentimen positif karena jumlah data positif lebih banyak.

Penurunan akurasi pada skenario dengan data latih lebih kecil masih dalam batas wajar, dengan akurasi terendah 88% pada skenario 70:30 dan 60:40. Hal ini mengindikasikan bahwa model Naïve Bayes cukup robust terhadap perubahan proporsi data.

5. KESIMPULAN

- Hasil analisis sentimen terhadap ulasan pengguna *ShopeePay* pada *Google Play Store* menunjukkan bahwa sentimen pengguna didominasi oleh sentimen positif. Dari total 4740 data ulasan yang dianalisis, sebanyak 2884 ulasan atau sekitar 60,84% termasuk dalam kategori sentimen positif, sedangkan 1856 ulasan atau sekitar 39,16% termasuk dalam kategori sentimen negatif. Hal ini menunjukkan bahwa mayoritas pengguna memberikan tanggapan positif terhadap layanan *ShopeePay*. Hal ini mengindikasikan bahwa sebagian besar pengguna memberikan dukungan dan pengalaman positif terhadap layanan *e-wallet ShopeePay*, meskipun masih terdapat beberapa keluhan terkait aspek teknis dan layanan.
- Data dalam penelitian ini diperoleh dari ulasan pengguna aplikasi *ShopeePay* yang kemudian crawling dan difilter untuk mengambil data

berbahasa Indonesia. Setelah dilakukan tahap preprocessing dan pembersihan data, selanjutnya diterapkan metode KDD serta algoritma Naïve Bayes untuk proses klasifikasi sentimen. Evaluasi model dilakukan melalui beberapa skenario pembagian data latih dan data uji (90:10, 80:20, 70:30, dan 60:40), dengan hasil evaluasi menunjukkan performa yang baik dan konsisten. Nilai metrik tertinggi diperoleh pada skenario 90:10 dengan akurasi sebesar 90%, precision 90%, recall 89%, dan F1-score 90%. Hasil ini menunjukkan bahwa algoritma Naïve Bayes efektif dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna. Secara umum, mayoritas sentimen yang dihasilkan bersifat positif, yang mencerminkan kemudahan penggunaan dan efisiensi layanan, namun masih terdapat sentimen negatif yang disebabkan oleh kendala teknis seperti kesulitan login, keterlambatan transaksi, error aplikasi, serta lambatnya respons layanan pelanggan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak terkait yang telah memberi dukungan terhadap penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Alfandi Safira and F. N. Hasan, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Paylater Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *Zo. J. Sist. Inf.*, vol. 5, no. 1, pp. 59–70, 2023, doi: 10.31849/zn.v5i1.12856.
- I. Artikel and A. Info, "ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA APLIKASI JMO (JAMSOSTEK MOBILE) PADA GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES," vol. 2, no. 3, pp. 109–117, 2023.
- K. Cindy Astuti, A. Firmansyah, and A. Riyadi, "Implementasi Text Mining Untuk Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Ulasan Aplikasi Digital Korlantas Polri pada Google Play Store," *REMIK Ris. dan E-Jurnal Manaj. Inform. Komput.*, vol. 8, no. 1, pp. 383–394, 2024, [Online]. Available: <https://www.jurnal.polgan.ac.id/index.php/remik/article/view/13421>
- F. M. Delta Maharani, A. Lia Hananto, S. Shofia Hilabi, F. Nur Apriani, A. Hananto, and B. Huda, "Perbandingan Metode Klasifikasi Sentimen Analisis Penggunaan E-Wallet Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor," *Metik J.*, vol. 6, no. 2, pp.

- 97–103, 2022, doi: 10.47002/metik.v6i2.372.
- [5] R. Elasaria and Nurabiah, "Preference Digital Wallet by Generation Z with the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology 2 (UTAUT 2) Model Approach and Perceived Risk," *Eur. J. Manag. Issues*, vol. 32, no. 1, pp. 3–13, 2024, doi: 10.15421/192401.
- [6] E. Salehudin Basryah, A. Erfina, and C. Warman, "Analisis Sentimen Aplikasi Dompet Digital di Era 4.0 Pada Masa Pandemi Covid-19 di Play Store Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier," *Semin. Nas. Sist. Inf. dan Manaj. Inform.*, vol. 1, pp. 189–196, 2021.
- [7] D. F. Sarah, U. Khaira, and M. F. Putri, "Analisis Sentimen Aplikasi ShopeePay Menggunakan Naïve Bayes Dan Pemodelan Topik Latent Dirichlet Allocation," *Djtechno J. Teknol. Inf.*, vol. 6, no. 2, pp. 402–416, 2025, doi: 10.46576/djtechno.v6i2.6586.
- [8] M. T. Wahyu and M. Afrizal, "Pengujian Blackbox Metode Equivalent Partitions Pada Aplikasi Absensi Karyawan Website Oby Komputer," *J. Sist. Inf.*, vol. 1, no. 2, pp. 1–10, 2023.
- [9] A. Hakim, R. Buaton, and M. Khadapi, "Analysis of Student Satisfaction Sentiment Towards Lecturer Performance using the Naive Bayes Classifier Method (Case Study : STMIK KAPUTAMA)," vol. 5, no. 1, 2025.
- [10] L. Nursingah, R. Ruuhwan, and T. Mufizar, "Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi X Terhadap Program Makan Siang Gratis Dengan Metode Naïve Bayes Classifier," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 3, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3.4336.
- [11] S. Masturoh and A. B. Pohan, "Analisis Sentimen Terhadap E-Wallet Dana Pada Ulasan Google Play Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor," *J. Pilar Nusa Mandiri*, vol. 17, no. 1, pp. 53–58, 2021, doi: 10.33480/pilar.v17i1.2182.
- [12] V. Jap, J. Hartanto, and S. Wijaya, "Analisis Kepuasan Dan Ketidakpuasan Tamu Hotel Novotel: Pendekatan Text Mining Atas Ulasan Daring Pada Situs Web Tripadvisor," *J. Manaj. Perhotelan*, vol. 9, no. 2, pp. 71–80, 2023, doi: 10.9744/jmp.9.2.71-80.
- [13] M. A. Ridwan *et al.*, "Pengujian Pengujian Black Box Pada Website Bjs Property Menggunakan Teknik Equivalence Partitioning," *JOISIE (Journal Inf. Syst. Informatics Eng.)*, vol. 8, no. 1, pp. 65–74, 2024, [Online]. Available: <https://ejournal.pelitaindonesia.ac.id/ojs32/index.php/JOISIE/article/view/4171>
- [14] T. Desyani, R. Ramadhan Chaniago, H. Iswanto, E. Suroso, and T. Surya Hermanto, "Pengujian Aplikasi Sistem Informasi Akademik Berbasis Website Menggunakan Teknik Equivalence Partitioning dan Metode Black Box," *J. Inform. Univ. Pamulang*, vol. 7, no. 1, pp. 2622–4615, 2022, [Online]. Available: <http://openjournal.unpam.ac.id/index.php/informatika>
- [15] H. Sutrisno and N. A. S. Winarsih, "Klasifikasi Kategori Produk untuk Manajemen Keuangan Remaja menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory," *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 685–693, 2024, doi: 10.29408/edumatic.v8i2.27959.