

ANALISIS SENTIMEN ULASAN APLIKASI BANK JAGO MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE DAN NEURAL NETWORK

Dinda Mariyani^{*}, Ade Irma Pernamasari², Irfan Ali³, Odi Nurdianwan⁴, Rudi Kurniawan⁵

^{1,3,4}Rekasaya Perangkat Lunak, STMIK IKMI Cirebon, Jl. Perjuangan No.10B Cirebon, 45135

²Teknik Informatika, STMIK IKMI Cirebon, Jl. Perjuangan No.10B Cirebon, 45135

⁵Sistem Informasi, STMIK IKMI Cirebon, Jl. Perjuangan No.10B Cirebon, 45135

Keywords:

Sentiment Analysis, Bank Jago, Support vector Machine, Neural Network, Bag-of-words.

Corespondent Email:

dindamariyani@gmail.com

Abstrak. Pertumbuhan layanan perbankan digital di Indonesia menjadikan ulasan pengguna pada Google Play Store sebagai sumber penting untuk mengevaluasi kualitas aplikasi, termasuk Bank Jago. Namun, ulasan tersebut bersifat tidak terstruktur, informal, dan mengandung noise sehingga menyulitkan analisis sentimen. Penelitian ini bertujuan memberikan gambaran objektif kecenderungan opini pengguna serta membandingkan kinerja algoritma Support Vector Machine (SVM) dan Neural Network (MLPClassifier). Sebanyak 10.000 ulasan dikumpulkan melalui scraping dan direduksi menjadi 7.946 ulasan setelah penghapusan duplikasi. Data diproses melalui tahapan preprocessing meliputi cleaning, case folding, normalisasi slang, tokenisasi, stopword removal, dan stemming. Pelabelan sentimen dilakukan menggunakan lexicon InSet, sedangkan ekstraksi fitur menggunakan CountVectorizer berbasis Bag-of-Words. Hasil penelitian menunjukkan bahwa SVM memperoleh akurasi tertinggi sebesar 91,2%, lebih unggul dibandingkan Neural Network dengan akurasi 89,8%. Temuan ini menegaskan bahwa pemilihan preprocessing dan representasi fitur yang tepat berperan penting dalam meningkatkan performa analisis sentimen pada ulasan aplikasi perbankan digital.



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 growth of digital banking services in Indonesia has made user reviews on the Google Play Store an important source for evaluating application quality, including Bank Jago. However, these reviews are unstructured, informal, and noisy, creating challenges for sentiment analysis. This study aims to provide an objective overview of user sentiment and to compare the performance of Support Vector Machine (SVM) and Neural Network (MLPClassifier). A total of 10,000 reviews were collected through scraping and reduced to 7,946 reviews after duplicate removal. The data were processed through preprocessing stages including cleaning, case folding, slang normalization, tokenization, stopword removal, and stemming. Sentiment labeling was conducted using the InSet lexicon, while feature extraction employed a Bag-of-Words approach with CountVectorizer. The results show that SVM achieved the highest accuracy of 91.2%, outperforming the Neural Network model with 89.8%. These findings highlight the importance of appropriate preprocessing and feature representation for improving sentiment analysis performance in digital banking application reviews.

1. PENDAHULUAN

Transformasi digital telah membawa perubahan signifikan dalam sektor perbankan, khususnya melalui pemanfaatan aplikasi mobile banking sebagai sarana utama transaksi keuangan. Perkembangan ini mendorong pergeseran perilaku nasabah yang semakin mengandalkan aplikasi digital untuk memenuhi kebutuhan finansial sehari-hari. Dalam konteks tersebut, kualitas layanan aplikasi menjadi faktor penting dalam menentukan tingkat kepuasan dan keberlanjutan penggunaan oleh pengguna, terutama pada layanan perbankan digital yang tidak memiliki kantor fisik sebagai media interaksi langsung dengan nasabah [1].

Seiring meningkatnya jumlah pengguna aplikasi perbankan digital, volume ulasan yang dihasilkan pengguna pada platform Google Play Store juga mengalami peningkatan. Ulasan tersebut memuat opini, pengalaman, serta keluhan pengguna terhadap berbagai aspek aplikasi, mulai dari kemudahan penggunaan hingga stabilitas sistem. Menurut Chinnalagu dan Durairaj [2], analisis ulasan pengguna dapat dimanfaatkan sebagai pendekatan sistematis untuk memahami persepsi pelanggan secara luas. Data ulasan ini menjadi sumber informasi penting yang dapat digunakan untuk mengevaluasi kualitas layanan secara berkelanjutan.

Bank Jago sebagai bank digital murni di Indonesia menjadikan aplikasi sebagai satu-satunya kanal layanan bagi nasabah. Ketergantungan penuh terhadap aplikasi menyebabkan pengalaman pengguna memiliki pengaruh langsung terhadap kepercayaan dan loyalitas nasabah. Penelitian pada ulasan aplikasi digital menunjukkan bahwa pengalaman negatif yang berulang dapat berdampak pada penurunan reputasi layanan dan minat penggunaan aplikasi [3]. Oleh karena itu, pemahaman yang akurat terhadap sentimen pengguna menjadi kebutuhan strategis dalam pengembangan layanan Bank Jago.

Meskipun ulasan pengguna memiliki nilai informatif yang tinggi, karakteristik data teks ulasan sering kali menimbulkan tantangan dalam proses analisis. Ulasan aplikasi umumnya bersifat pendek, tidak terstruktur, serta banyak menggunakan bahasa informal seperti singkatan dan slang. Kondisi ini dapat

meningkatkan tingkat noise dalam data sehingga mempengaruhi akurasi model analisis sentimen. [4] dan [5] menekankan bahwa tahapan preprocessing yang komprehensif sangat diperlukan untuk meningkatkan kualitas data teks sebelum dilakukan proses klasifikasi.

Analisis sentimen merupakan salah satu pendekatan dalam Natural Language Processing yang bertujuan untuk mengidentifikasi polaritas opini pengguna terhadap suatu objek tertentu. Teknik ini banyak diterapkan pada ulasan aplikasi untuk mengelompokkan sentimen ke dalam kategori positif, negatif, atau netral. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa analisis sentimen mampu memberikan gambaran yang lebih objektif mengenai persepsi pengguna terhadap layanan digital, sehingga dapat digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan pengembangan aplikasi [2].

Pendekatan Machine Learning telah banyak digunakan dalam analisis sentimen karena kemampuannya menangani data teks berdimensi tinggi dan bersifat sparse. Salah satu algoritma yang sering digunakan adalah Support Vector Machine, yang dikenal efektif dalam memisahkan kelas pada data teks ulasan. Beberapa studi menunjukkan bahwa SVM mampu menghasilkan performa klasifikasi yang stabil pada analisis sentimen aplikasi digital, termasuk pada data berbahasa Indonesia [6], serta pada ulasan aplikasi berbasis Google Play Store [7].

Selain SVM, algoritma Neural Network seperti Multilayer Perceptron juga banyak digunakan untuk analisis sentimen karena kemampuannya mempelajari hubungan non-linear antar fitur. Pendekatan ini dinilai mampu menangkap pola sentimen yang lebih kompleks dibandingkan model linear. Namun, efektivitas Neural Network sangat dipengaruhi oleh kualitas data dan proses preprocessing yang diterapkan. [8] menunjukkan bahwa perbandingan antara model Machine Learning dan Deep Learning masih diperlukan untuk menentukan algoritma yang paling sesuai dengan karakteristik dataset tertentu.

Penelitian yang diterbitkan pada Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan juga menunjukkan bahwa analisis sentimen ulasan aplikasi digital dapat dimanfaatkan untuk memahami kebutuhan pengguna serta memberikan masukan yang relevan bagi

pengembang aplikasi. Studi tersebut menegaskan bahwa metode klasifikasi yang digunakan berpengaruh terhadap akurasi hasil analisis sentimen [9]. Temuan ini memperkuat pentingnya evaluasi dan komparasi algoritma dalam konteks analisis ulasan aplikasi digital.

Berdasarkan kajian penelitian sebelumnya, masih terdapat celah penelitian berupa keterbatasan studi yang secara khusus membandingkan performa Support Vector Machine dan Neural Network pada ulasan aplikasi perbankan digital nasional dengan karakteristik bahasa informal. Selain itu, penggunaan pelabelan sentimen otomatis berbasis InSet lexicon yang dikombinasikan dengan tahapan preprocessing lengkap masih relatif terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Bank Jago serta membandingkan performa SVM dan Neural Network guna memperoleh model klasifikasi yang paling efektif dalam mendukung pengembangan layanan perbankan digital di Indonesia [10].

2. TINJAUAN PUSTAKA

Analisis sentimen merupakan pendekatan dalam Natural Language Processing yang bertujuan mengidentifikasi polaritas opini pengguna terhadap suatu objek, seperti produk atau layanan digital. Teknik ini umum digunakan untuk mengolah ulasan pengguna karena mampu memberikan gambaran terstruktur mengenai kecenderungan opini positif, negatif, maupun netral yang muncul dalam teks ulasan [2]. Dalam konteks aplikasi digital, analisis sentimen membantu pengembang memahami persepsi pengguna secara lebih objektif dibandingkan evaluasi manual.

Pada domain aplikasi perbankan digital, ulasan pengguna sering digunakan sebagai sumber data untuk mengevaluasi kualitas layanan, stabilitas sistem, dan kemudahan penggunaan. Penelitian menunjukkan bahwa analisis sentimen pada ulasan mobile banking dapat mengungkap faktor-faktor yang memengaruhi kepuasan pengguna, termasuk kecepatan transaksi, keamanan, dan keandalan aplikasi [1]. Oleh karena itu, analisis sentimen menjadi metode yang relevan untuk mendukung peningkatan layanan perbankan berbasis aplikasi.

Karakteristik ulasan aplikasi umumnya berupa teks pendek, tidak terstruktur, dan menggunakan bahasa informal. Kondisi ini menjadikan tahapan preprocessing sebagai bagian krusial dalam analisis sentimen. Beberapa penelitian menegaskan bahwa proses pembersihan teks, normalisasi, dan penghilangan kata tidak bermakna dapat meningkatkan kualitas representasi data serta performa model klasifikasi [4]. Evaluasi efektivitas preprocessing juga menunjukkan bahwa pendekatan yang tepat berkontribusi signifikan terhadap peningkatan akurasi analisis sentimen [5].

Pendekatan Machine Learning banyak diterapkan dalam analisis sentimen karena kemampuannya menangani data berdimensi tinggi dan bersifat sparse. Salah satu algoritma yang sering digunakan adalah Support Vector Machine, yang terbukti efektif dalam memisahkan kelas sentimen pada data teks ulasan [6]. Penerapan SVM pada berbagai ulasan aplikasi di Google Play Store menunjukkan performa yang stabil dan akurat, termasuk pada data berbahasa Indonesia [7].

Selain SVM, pendekatan berbasis Neural Network juga banyak digunakan dalam analisis sentimen. Model seperti Multilayer Perceptron mampu mempelajari hubungan non-linear antar fitur sehingga dapat menangkap pola sentimen yang lebih kompleks [8]. Studi perbandingan antara Machine Learning dan Deep Learning menunjukkan bahwa pemilihan algoritma harus disesuaikan dengan karakteristik data dan ukuran dataset yang digunakan [11].

Pelabelan sentimen merupakan tahapan penting dalam analisis sentimen. Pada kasus data yang tidak memiliki label awal, pendekatan lexicon-based menjadi solusi yang banyak digunakan. Metode ini memanfaatkan kamus sentimen untuk menentukan polaritas teks secara otomatis [10]. Lexicon InSet merupakan salah satu kamus sentimen Bahasa Indonesia yang mampu mengelompokkan kata ke dalam kategori positif, negatif, dan netral, sehingga sesuai digunakan untuk analisis ulasan aplikasi berbahasa Indonesia.

Evaluasi performa model klasifikasi sentimen umumnya dilakukan menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan f1-score. Pemilihan metrik evaluasi yang tepat diperlukan agar hasil pengujian dapat

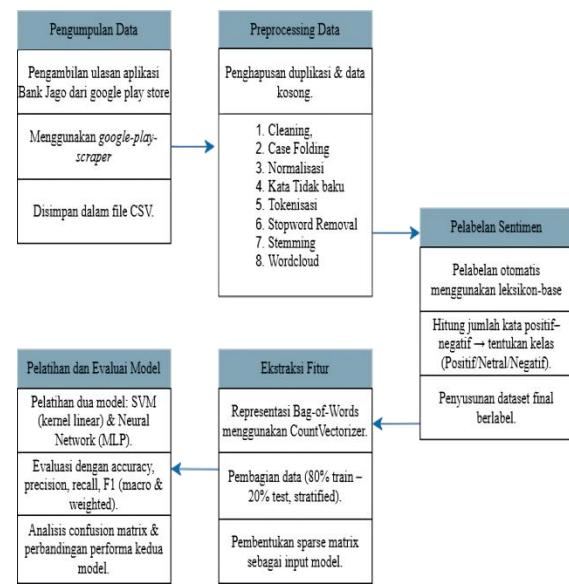
merepresentasikan kinerja model secara objektif, terutama pada dataset yang memiliki distribusi kelas tidak seimbang [12]. Beberapa penelitian juga menekankan pentingnya evaluasi komprehensif untuk membandingkan efektivitas model analisis sentimen [13].

Penelitian yang diterbitkan pada Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan menunjukkan bahwa analisis sentimen ulasan aplikasi digital dapat digunakan untuk mengidentifikasi kebutuhan pengguna dan memberikan masukan yang relevan bagi pengembang [9]. Temuan tersebut menegaskan bahwa kombinasi metode preprocessing, teknik pelabelan yang sesuai, serta pemilihan algoritma klasifikasi yang tepat berperan penting dalam menghasilkan analisis sentimen yang akurat dan bermanfaat.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental dengan desain komparatif, yang bertujuan membandingkan performa dua algoritma klasifikasi sentimen, yaitu Support Vector Machine (SVM) dan Neural Network (MLPClassifier), pada ulasan pengguna aplikasi Bank Jago. Pendekatan eksperimental dipilih karena memungkinkan pengukuran performa model secara objektif dan terkontrol melalui metrik evaluasi terstandarisasi. Seluruh tahapan penelitian disusun dalam satu pipeline yang konsisten agar perbedaan hasil yang diperoleh benar-benar mencerminkan karakteristik algoritma, bukan variasi proses pengolahan data, sebagaimana direkomendasikan pada penelitian analisis sentimen berbasis ulasan aplikasi digital [6].

Alur tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, preprocessing, pelabelan sentimen, ekstraksi fitur, serta pelatihan dan evaluasi model. Secara visual, tahapan penelitian ditunjukkan pada Gambar 1, yang menggambarkan proses analisis sentimen secara end-to-end mulai dari data mentah hingga evaluasi performa model. Penyusunan alur ini selaras dengan kerangka kerja analisis sentimen modern yang banyak digunakan pada penelitian berbasis user-generated content [14].



Gambar 1 Tahapan Penelitian

3.1 Pengumpulan Data

Data penelitian berupa ulasan pengguna aplikasi Bank Jago yang diperoleh dari platform Google Play Store. Ulasan aplikasi dipilih karena bersifat autentik, tidak terstruktur, dan mencerminkan pengalaman nyata pengguna terhadap layanan perbankan digital. Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa ulasan toko aplikasi merupakan sumber data yang kaya untuk memahami persepsi dan sentimen pengguna secara langsung [1].

Pengumpulan data dilakukan menggunakan teknik scraping otomatis sehingga diperoleh sekitar 10.000 ulasan mentah. Selanjutnya dilakukan proses reduksi data berupa penghapusan duplikasi dan entri kosong, sehingga diperoleh 7.946 ulasan valid yang digunakan sebagai dataset penelitian. Jumlah data tersebut dinilai memadai untuk menangkap variasi bahasa informal serta pola sentimen pengguna, sebagaimana ditunjukkan dalam penelitian analisis ulasan aplikasi berskala menengah [3].

3.2 Preprocessing Data

Tahap preprocessing bertujuan meningkatkan kualitas data teks dengan mengurangi noise dan menyamakan representasi bahasa sebelum dilakukan pemodelan. Penelitian sebelumnya menegaskan bahwa preprocessing yang tepat berpengaruh signifikan terhadap performa

klasifikasi sentimen, terutama pada data ulasan yang bersifat informal [4].

Tahapan preprocessing yang diterapkan meliputi: cleaning (penghapusan URL, simbol HTML, emoji, angka, dan karakter non-alfanumerik), case folding, normalisasi kata tidak baku menggunakan kamus slang Bahasa Indonesia, tokenisasi, stopword removal, serta stemming menggunakan library Sastrawi. Kombinasi tahapan ini terbukti efektif dalam meningkatkan konsistensi fitur dan mengurangi fragmentasi kosakata pada analisis sentimen berbahasa Indonesia [5].

3.3 Pelabelan Sentimen

Harap Pelabelan sentimen dilakukan menggunakan pendekatan lexicon-based dengan memanfaatkan InSet lexicon, yang berisi daftar kata positif dan negatif dalam Bahasa Indonesia. Pendekatan ini dipilih karena tidak memerlukan data berlabel manual dalam jumlah besar dan sesuai untuk konteks bahasa dengan sumber daya terbatas [15].

Setiap ulasan diberi score sentimen berdasarkan selisih jumlah kata positif dan negatif yang muncul dalam teks. Score sentimen dihitung menggunakan Persamaan (1):

$$\text{Score Sentimen} = \Sigma \text{Kata Positif} - \Sigma \text{Kata negatif} \quad (1)$$

Berdasarkan nilai skor tersebut, ulasan diklasifikasikan ke dalam tiga kelas sentimen, yaitu positif jika skor lebih besar dari nol, netral jika skor sama dengan nol, dan negatif jika skor lebih kecil dari nol. Pendekatan lexicon-based ini dinilai mampu menghasilkan pelabelan awal yang stabil dan transparan untuk tahap klasifikasi berbasis machine learning [10].

3.4 Ekstraksi Fitur

Harap Ekstraksi fitur dilakukan menggunakan metode Bag-of-Words melalui CountVectorizer, yang mengubah kumpulan token hasil preprocessing menjadi representasi numerik berbentuk vektor frekuensi kata. Metode ini banyak digunakan dalam analisis sentimen karena mampu menangani data teks berdimensi tinggi dan bersifat sparse secara efisien [16].

Representasi Bag-of-Words dinilai sesuai untuk algoritma berbasis margin seperti SVM serta model neural sederhana, khususnya pada dataset ulasan aplikasi yang didominasi teks pendek. Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa pendekatan ini tetap kompetitif untuk klasifikasi sentimen ketika dikombinasikan dengan preprocessing yang komprehensif [17].

Dataset hasil ekstraksi fitur kemudian dibagi menjadi data latih (80%) dan data uji (20%) menggunakan stratified split untuk menjaga keseimbangan distribusi kelas sentimen, sebagaimana direkomendasikan dalam penelitian analisis ulasan Google Play Store [7].

3.5 Pelatihan dan Evaluasi Model

Harap Tahap pelatihan dilakukan menggunakan dua algoritma klasifikasi, yaitu Support Vector Machine (SVM) dengan kernel linear dan Neural Network (MLPClassifier). SVM dipilih karena dikenal efektif dalam menangani data teks berdimensi tinggi, sementara MLPClassifier digunakan untuk memodelkan hubungan non-linear antar fitur dalam data sentimen [8].

Evaluasi performa model dilakukan pada data uji menggunakan metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score. Penggunaan metrik evaluasi yang beragam diperlukan karena dataset ulasan aplikasi umumnya memiliki distribusi kelas yang tidak seimbang. Penelitian terbaru menegaskan bahwa evaluasi berbasis macro-averaged dan weighted-averaged F1-score memberikan gambaran performa yang lebih adil pada klasifikasi multi-kelas [12].

Hasil evaluasi digunakan untuk menentukan model dengan performa terbaik berdasarkan tingkat akurasi, keseimbangan prediksi antar kelas, serta stabilitas model dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan aplikasi Bank Jago.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi Bank Jago yang diperoleh melalui serangkaian proses analisis teks dan pemodelan klasifikasi. Penyajian difokuskan pada temuan utama yang relevan untuk menggambarkan kecenderungan sentimen pengguna serta mengevaluasi kinerja algoritma Support Vector Machine dan

Neural Network dalam mengklasifikasikan ulasan aplikasi perbankan digital. Hasil disajikan secara ringkas melalui tabel dan visualisasi yang representatif, sementara pembahasan diarahkan untuk menginterpretasikan temuan tersebut secara objektif dan sistematis.

4.1 Pengumpulan Data

Dataset penelitian terdiri dari ulasan pengguna aplikasi Bank Jago yang dikumpulkan dari Google Play Store. Data yang diperoleh merepresentasikan opini aktual pengguna terhadap berbagai aspek layanan aplikasi perbankan digital, mulai dari kemudahan penggunaan hingga kendala teknis yang dialami. Setelah dilakukan seleksi data untuk menghilangkan duplikasi dan entri tidak relevan, diperoleh dataset akhir yang digunakan sebagai dasar analisis sentimen.

Tabel 1 Data Ulasan Pengguna

No	Rating	Review Text	Date
1	5	dapat bonus uang 	2025-11-06
2	5	kak ini tolong di bantu akun bank jago saya lu...	2025-11-06
3	5	transaksinya memuaskan,, cepat tidak berat	2025-11-06
4	5	mantap	2025-11-06
5	1	Tidak bisa registrasi akun gopay plus padahal ...	2025-11-06

Struktur data ulasan yang digunakan dalam penelitian ini, yang terdiri dari atribut rating, teks ulasan, dan waktu unggah. Teks ulasan memiliki panjang dan gaya bahasa yang bervariasi, termasuk penggunaan bahasa informal dan ungkapan singkat, yang mencerminkan karakteristik khas data ulasan aplikasi digital dan

menjadi pertimbangan penting dalam tahap preprocessing.

4.2 Preprocessing Data

Hasil Tahap preprocessing menghasilkan perubahan signifikan terhadap kualitas teks ulasan yang dianalisis. Data teks yang semula mengandung banyak noise, seperti simbol, kata tidak baku, dan kata umum yang tidak bermakna sentimen, diubah menjadi teks yang lebih bersih dan representatif.



Gambar 2 WordCloud Sebelum Preprocessing

WordCloud dari teks ulasan sebelum preprocessing. Pada visualisasi ini terlihat dominasi kata-kata umum dan simbol yang belum sepenuhnya mencerminkan opini pengguna secara spesifik.

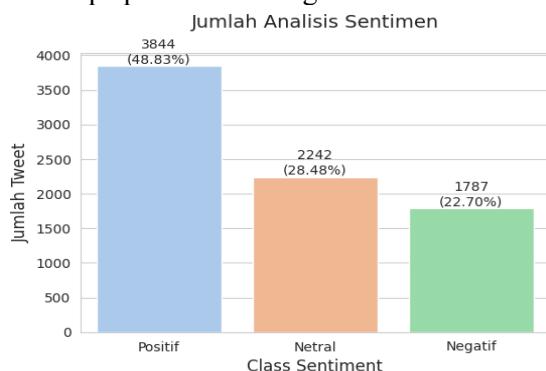


Gambar 3 WordCloud Setelah Preprocessing

WordCloud setelah preprocessing diterapkan. Kata-kata yang muncul menjadi lebih relevan dengan konteks ulasan aplikasi, seperti istilah yang berkaitan dengan fitur, performa, dan pengalaman penggunaan. Perbandingan kedua visualisasi tersebut mengindikasikan bahwa preprocessing berhasil meningkatkan kualitas representasi teks untuk tahap analisis selanjutnya.

4.3 Pelabelan Sentimen

Pelabelan sentimen menghasilkan pengelompokan ulasan ke dalam tiga kategori utama, yaitu positif, netral, dan negatif. Hasil pelabelan ini memberikan gambaran awal mengenai kecenderungan opini pengguna terhadap aplikasi Bank Jago.



Gambar 4 Distribusi Sentimen Ulasan

Distribusi jumlah ulasan pada masing-masing kelas sentimen. Hasil menunjukkan bahwa sentimen positif mendominasi dataset, diikuti oleh sentimen netral dan negatif. Dominasi sentimen positif mengindikasikan bahwa sebagian besar pengguna memberikan penilaian yang baik terhadap aplikasi, meskipun masih terdapat sejumlah ulasan berada keluhan yang perlu mendapat perhatian.

4.4 Ekstraksi Fitur

Tahap ekstraksi fitur menghasilkan representasi numerik dari teks ulasan yang digunakan sebagai masukan bagi model klasifikasi. Representasi fitur yang dihasilkan mencerminkan karakteristik data teks yang berdimensi tinggi dan bersifat sparse.

Tabel 2 Data Latih, Data Uji, dan Jumlah Fitur

Jenis Dataset	Jumlah Ulasan	Jumlah Fitur (Kata Unik)
Data Latih	6.298 ulasan	6.028 fitur
Data Uji	1.575 ulasan	6.028 fitur

Ringkasan pembagian dataset serta jumlah fitur kata unik yang terbentuk. Representasi fitur ini memungkinkan model klasifikasi untuk mengenali pola kemunculan kata yang

berkaitan dengan sentimen pengguna secara lebih sistematis.

4.5 Pelatihan dan Evaluasi Model

Pelatihan dan Evaluasi dilakukan untuk menilai kemampuan kedua algoritma dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna. Penilaian dilakukan menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score.

Tabel 3 Hasil Evaluasi Model SVM

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif	0.914	0.860	0.886	357.000
Netral	0.838	0.878	0.857	449.000
Positif	0.956	0.956	0.956	769.000
Accuracy	0.912	0.912	0.912	0.912
Macro Avg	0.903	0.898	0.900	1575.000
Weighted Avg	0.913	0.912	0.912	1575.000

Hasil evaluasi performa model SVM. Berdasarkan tabel tersebut, SVM mampu menghasilkan nilai akurasi sebesar 91,2% dengan nilai precision, recall, dan F1-score yang tinggi pada seluruh kelas sentimen. Hasil ini menunjukkan bahwa SVM efektif dalam menangani data teks ulasan yang bersifat sparse dan berdimensi tinggi.

Tabel 4 Hasil Evaluasi Model Neural Network

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif	0.914	0.860	0.886	357.000
Netral	0.838	0.878	0.857	449.000
Positif	0.956	0.956	0.956	769.000
Accuracy	0.912	0.912	0.912	0.912
Macro Avg	0.903	0.898	0.900	1575.000
Weighted Avg	0.913	0.912	0.912	1575.000

Hasil evaluasi performa model Neural Network. Model ini menunjukkan performa

yang kompetitif, namun nilai akurasi dan F1-score yang diperoleh masih berada di bawah model SVM. Hal ini mengindikasikan bahwa Neural Network belum sepenuhnya optimal dalam menangani representasi fitur Bag-of-Words pada dataset ulasan aplikasi ini.

SVM Confusion Matrix			
Actual	Predicted		
	Negatif	Netral	Positif
Negatif	307	46	4
Netral	25	394	30
Positif	4	30	735

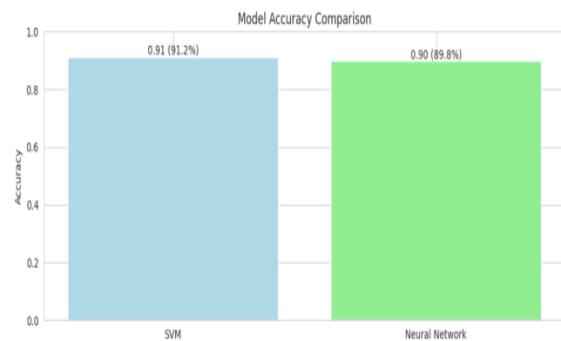
Gambar 5 Confusion Matrix Model SVM

Pola kesalahan klasifikasi yang terjadi untuk masing-masing model, dan kesalahan klasifikasi paling banyak terjadi pada kelas netral, yang memiliki karakteristik linguistik lebih ambigu dibandingkan kelas lainnya.

Neural Network Confusion Matrix			
Actual	Predicted		
	Negatif	Netral	Positif
Negatif	304	46	7
Netral	32	385	32
Positif	3	40	726

Gambar 6 Confusion Matrix Model NN

Pola kesalahan klasifikasi pada model Neural Network yang relatif serupa, namun dengan tingkat kesalahan yang sedikit lebih tinggi dibandingkan SVM.



Gambar 7 Perbandingan Akurasi Model

Perbandingan akurasi antara kedua model. SVM mencapai akurasi sebesar 91,2%, sedangkan Neural Network memperoleh akurasi 89,8%, menunjukkan bahwa SVM memiliki performa yang lebih unggul pada dataset ulasan aplikasi Bank Jago.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi Bank Jago serta perbandingan performa algoritma klasifikasi yang dilakukan dalam penelitian ini, dapat disimpulkan sebagai berikut.

1. Analisis sentimen terhadap 7.946 ulasan pengguna aplikasi Bank Jago menunjukkan bahwa sentimen positif mendominasi dataset, diikuti oleh sentimen netral dan negatif. Hal ini mengindikasikan bahwa secara umum pengguna memiliki persepsi yang baik terhadap layanan aplikasi, meskipun masih terdapat sejumlah keluhan yang perlu mendapat perhatian lebih lanjut.
2. Tahapan preprocessing yang komprehensif, meliputi pembersihan teks, normalisasi kata tidak baku, tokenisasi, stopword removal, dan stemming, terbukti mampu meningkatkan kualitas representasi data teks. Preprocessing yang baik berperan penting dalam mengurangi noise dan meningkatkan efektivitas proses pelabelan sentimen serta klasifikasi.
3. Pendekatan pelabelan sentimen otomatis berbasis lexicon InSet mampu menghasilkan label sentimen yang stabil dan transparan pada ulasan berbahasa Indonesia, sehingga dapat digunakan sebagai dasar pembentukan model

klasifikasi tanpa memerlukan anotasi manual dalam jumlah besar.

4. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan representasi fitur Bag-of-Words menghasilkan performa terbaik dengan akurasi sebesar 91,2%, mengungguli Neural Network (MLPClassifier) yang memperoleh akurasi sebesar 89,8%. SVM terbukti lebih efektif dalam menangani data teks pendek dan bersifat sparse pada ulasan aplikasi perbankan digital.
5. Kelebihan penelitian ini terletak pada penggunaan pipeline analisis sentimen yang sistematis dan konsisten, serta pemanfaatan data ulasan nyata dari pengguna aplikasi. Namun, keterbatasan penelitian ini adalah penggunaan representasi fitur Bag-of-Words yang belum mempertimbangkan konteks semantik kata secara mendalam.
6. Pengembangan penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan menerapkan representasi fitur berbasis word embedding atau transformer, serta mengeksplorasi algoritma deep learning yang lebih kompleks untuk meningkatkan kemampuan model dalam menangkap konteks dan nuansa sentimen pada teks ulasan.

DAFTAR PUSTAKA

[1] T. Mahmood, S. Naseem, R. Ashraf, M. Asif, M. Umair, and M. Shah, “Recognizing factors effecting the use of mobile banking apps through sentiment and thematic analysis on user reviews,” *Neural Comput. Appl.*, vol. 35, no. 27, pp. 19885–19897, Sep. 2023, doi: 10.1007/s00521-023-08827-z.

[2] A. Chinnalagu and A. K. Durairaj, “Context-based sentiment analysis on customer reviews using machine learning linear models,” *PeerJ Comput. Sci.*, vol. 7, p. e813, Dec. 2021, doi: 10.7717/peerj-cs.813.

[3] P. C. Çaylak *et al.*, “Analysing Online Reviews Consumers’ Experiences of Mobile Travel Applications with Sentiment Analysis and Topic Modelling: The Example of Booking and Expedia,” *Appl. Sci.*, vol. 14, no. 24, p. 11800, Dec. 2024, doi: 10.3390/app142411800.

[4] M. Siino, I. Tinnirello, and M. La Cascia, “Is text preprocessing still worth the time? A comparative survey on the influence of popular preprocessing methods on Transformers and traditional classifiers,” *Inf. Syst.*, vol. 121, p. 102342, Mar. 2024, doi: 10.1016/j.is.2023.102342.

[5] M. A. Palomino and F. Aider, “Evaluating the Effectiveness of Text Pre-Processing in Sentiment Analysis,” *Appl. Sci.*, vol. 12, no. 17, p. 8765, Aug. 2022, doi: 10.3390/app12178765.

[6] V. Nurcahyawati and Z. Mustaffa, “Improving sentiment reviews classification performance using support vector machine-fuzzy matching algorithm,” *Bull. Electr. Eng. Informatics*, vol. 12, no. 3, pp. 1817–1824, Jun. 2023, doi: 10.11591/eei.v12i3.4830.

[7] N. A. Nevralda and M. A. Syaputra, “Sentiment Analysis of Telegram App Reviews on Google Play Store Using the Support Vector Machine (SVM) Algorithm,” *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 9, no. 1, pp. 96–105, Jan. 2025, doi: 10.30871/jaic.v9i1.8851.

[8] L. Ashbaugh and Y. Zhang, “A Comparative Study of Sentiment Analysis on Customer Reviews Using Machine Learning and Deep Learning,” *Computers*, vol. 13, no. 12, p. 340, Dec. 2024, doi: 10.3390/computers13120340.

[9] 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, pp. 1150–1159, Apr. 2025, doi: 10.23960/jitet.v13i2.6415.

[10] A. M. van der Veen and E. Bleich, “The advantages of lexicon-based sentiment analysis in an age of machine learning,” *PLoS One*, vol. 20, no. 1, p. e0313092, Jan. 2025, doi: 10.1371/journal.pone.0313092.

[11] S. Al-Hadhrami, T. Vinko, T. Al-Hadhrami, F. Saeed, and S. N. Qasem, “Deep learning-based method for sentiment analysis for patients’ drug reviews,” *PeerJ Comput. Sci.*, vol. 10, p. e1976, Apr. 2024, doi: 10.7717/peerj-cs.1976.

[12] J. Opitz, “A Closer Look at Classification Evaluation Metrics and a Critical Reflection of Common Evaluation Practice,” *Trans. Assoc. Comput. Linguist.*, vol. 12, pp. 820–836, Jun. 2024, doi: 10.1162/tacl_a_00675.

[13] P. P. Putra, “Optimizing Sentiment Analysis on Imbalanced Hotel Review Data Using SMOTE and Ensemble Machine Learning Techniques,” *J. Appl. Data Sci.*, vol. 6, no. 2, pp. 921–935, May 2025, doi: 10.47738/jads.v6i2.618.

[14] Y. C. Hua, P. Denny, J. Wicker, and K. Taskova, “A systematic review of aspect-based

sentiment analysis: domains, methods, and trends,” *Artif. Intell. Rev.*, vol. 57, no. 11, p. 296, Sep. 2024, doi: 10.1007/s10462-024-10906-z.

[15] B. AlBadani, R. Shi, and J. Dong, “A Novel Machine Learning Approach for Sentiment Analysis on Twitter Incorporating the Universal Language Model Fine-Tuning and SVM,” *Appl. Syst. Innov.*, vol. 5, no. 1, p. 13, Jan. 2022, doi: 10.3390/asi5010013.

[16] E. Hokijuliandy, H. Napitupulu, and Firdaniza, “Application of SVM and Chi-Square Feature Selection for Sentiment Analysis of Indonesia’s National Health Insurance Mobile Application,” *Mathematics*, vol. 11, no. 17, p. 3765, Sep. 2023, doi: 10.3390/math11173765.

[17] S. Z. Malik *et al.*, “Attention-aware with stacked embedding for sentiment analysis of student feedback through deep learning techniques,” *PeerJ Comput. Sci.*, vol. 10, p. e2283, Sep. 2024, doi: 10.7717/peerj-cs.2283.