

ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA APLIKASI SEABANK DI GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE UNTUK MENILAI TINGKAT KEPUASAN PENGGUNA

Fardhan Maulana¹, Riri Narasati², Umi Hayati³, Dodi Solihudin⁴, Tati Suprapti⁵

Program Studi Teknik Informatika¹
Program Studi Manajemen Informatika²
Program Studi Sistem Informasi^{3,4}

STMIK IKMI Cirebon
<https://ikmi.ac.id/page/18/?lang=de>
fardhanmaulana345@gmail.com

(*) Corresponding Author : fardhanmaulana345@gmail.com
Published : 14 Juli 2026

Abstract—This study was conducted to analyze the sentiment of SeaBank app user reviews in order to assess user satisfaction levels based on the opinions they expressed in text form. This study used a quantitative method with a text mining approach and a Support Vector Machine (SVM) algorithm as a sentiment classification model. Data was collected through web scraping using the google-play-scraper library, resulting in 41,152 Indonesian-language reviews in the period from January 1, 2025, to October 28, 2025. Pre-processing steps were carried out through case folding, cleaning, tokenizing, stopword removal, and stemming. Next, text feature representation was constructed using the Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) method. Sentiment classification was carried out into three categories, namely positive, neutral, and negative, with model testing using several SVM kernel variations. The results show that the linear SVM kernel provides the best performance with an accuracy of 94.24%, a weighted F1-score of 0.93, and excellent classification ability in the positive sentiment class. However, the model's performance in the neutral class is still low due to the unbalanced data distribution. Testing the training and testing data ratio also shows that the 80:20 configuration provides the most optimal results. Overall, the combination of TF-IDF and SVM proved to be effective in classifying Indonesian-language user reviews of the SeaBank application. This research provides practical contributions for SeaBank developers to understand user perceptions in a measurable way so that it can be used as a basis for improving service quality, especially in aspects that are often the subject of user complaints. **Keywords:** sentiment analysis, TF-IDF, Support Vector Machine, SeaBank, user reviews.

Keywords: Sentiment analysis, TF-IDF, Support Vector Machine, SeaBank, user reviews.

Abstrak— Penelitian ini dilakukan untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi *SeaBank* guna menilai tingkat kepuasan pengguna berdasarkan opini yang mereka sampaikan dalam bentuk teks. Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif dengan pendekatan text mining dan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) sebagai model klasifikasi sentimen. Data dikumpulkan melalui web scraping menggunakan pustaka *google-play-scraper* dan menghasilkan 41.152 ulasan berbahasa Indonesia dalam rentang 1 Januari 2025 hingga 28 Oktober 2025. Tahapan pra-pemrosesan dilakukan melalui case folding, cleaning, tokenizing, stopword removal, dan stemming. Selanjutnya, representasi fitur teks dibangun menggunakan metode Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF). Klasifikasi sentimen dilakukan ke dalam tiga kategori, yaitu positif, netral, dan negatif, dengan pengujian model menggunakan beberapa variasi kernel SVM. Hasil penelitian menunjukkan bahwa SVM kernel linear memberikan performa terbaik dengan akurasi 94,24%, F1-score tertimbang sebesar 0,93, dan kemampuan klasifikasi yang sangat baik pada kelas sentimen positif. Namun, performa model pada kelas netral masih rendah karena distribusi data yang tidak seimbang. Pengujian rasio data latih dan uji juga menunjukkan bahwa konfigurasi 80:20 memberikan hasil paling optimal. Secara keseluruhan, kombinasi TF-IDF dan SVM terbukti efektif dalam mengklasifikasikan ulasan pengguna aplikasi *SeaBank* berbahasa Indonesia. Penelitian ini memberikan kontribusi praktis bagi pengembang *SeaBank* untuk memahami persepsi pengguna secara terukur sehingga dapat digunakan sebagai dasar peningkatan kualitas layanan, khususnya pada aspek yang sering menjadi keluhan pengguna.

Keyword: analisis sentimen, *TF-IDF*, *Support Vector Machine*, *SeaBank*, ulasan pengguna.

INTRODUCTION

Banyak aspek kehidupan manusia, termasuk industri perbankan dan keuangan, telah mengalami perubahan signifikan akibat kemajuan teknologi informasi dan komunikasi. Karena menawarkan kemudahan, efisiensi, dan aksesibilitas yang lebih luas bagi masyarakat, digitalisasi layanan perbankan kini menjadi tren yang tak terhindarkan. Layanan perbankan digital, yang memungkinkan konsumen melakukan berbagai aktivitas keuangan tanpa harus mengunjungi kantor cabang secara fisik, merupakan salah satu perkembangan yang muncul. Dalam hal ini, *SeaBank* merupakan salah satu bank digital yang berkembang pesat di Indonesia yang berupaya memberikan pengalaman terbaik bagi pelanggannya melalui aplikasi mobile. [1] menemukan bahwa penerapan layanan mobile banking pada bank syariah di Indonesia memiliki pengaruh positif yang signifikan terhadap kepuasan nasabah serta persepsi kemudahan layanan.

Meskipun demikian, sejumlah masalah terkait kepuasan konsumen terhadap layanan yang ditawarkan telah muncul di tengah pertumbuhan pengguna yang signifikan. Ulasan pengguna di platform seperti *Google Play Store* merupakan cara yang baik untuk memahami pendapat dan pengalaman pengguna. Baik tingkat penerimaan maupun masalah yang masih dihadapi pengguna seperti gangguan sistem, kecepatan transaksi, tampilan antarmuka, dan keamanan data tercermin dari jumlah ulasan positif dan negatif yang tinggi. Tantangan utama adalah bagaimana mengevaluasi ribuan ulasan secara efisien untuk menentukan tingkat kepuasan pengguna terhadap penawaran *SeaBank* secara objektif dan terukur. Menurut [2] analisis terhadap ulasan pengguna aplikasi mobile banking seperti *BRImo* dapat

menjadi indikator penting dalam menilai kepuasan pelanggan, karena opini yang diungkapkan dalam ulasan publik mencerminkan persepsi aktual pengguna terhadap kinerja sistem, keamanan, serta kenyamanan penggunaan. Temuan tersebut menunjukkan bahwa pendekatan berbasis analisis sentimen dapat membantu lembaga perbankan digital, termasuk *SeaBank*, dalam memahami masalah pengguna secara real-time dan melakukan perbaikan layanan secara terarah.

Berbagai penelitian terdahulu telah menerapkan metode text mining dan sentiment analysis untuk mengidentifikasi opini pengguna terhadap layanan digital. Penelitian oleh [3] menggunakan algoritma *Support Vector Machine (SVM)* untuk menganalisis ulasan pengguna aplikasi *by.U* dan memperoleh akurasi sebesar 83%. Selanjutnya, [4] menerapkan metode *SVM* pada ulasan aplikasi *Identitas Kependudukan Digital (IKD)* dengan tingkat akurasi 84%. Sementara itu, [5] menggunakan kombinasi *TF-IDF* dan *Naive Bayes* pada ulasan game *Bus Simulator Indonesia* dan berhasil mencapai akurasi 85%. Berdasarkan hasil penelitian tersebut, metode *SVM* dan *TF-IDF* telah terbukti berhasil dalam klasifikasi sentimen, namun penggunaannya di ruang perbankan digital, seperti *SeaBank* masih jarang, sehingga menarik untuk dilakukan penelitian lebih lanjut.

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi *SeaBank* di *Google Play Store* dengan menerapkan metode *Support Vector Machine (SVM)*. Tujuan utama penelitian ini adalah untuk mengetahui tingkat kepuasan pengguna berdasarkan klasifikasi sentimen positif, negatif, dan netral dari ulasan yang ada. Hasil analisis ini diharapkan dapat memberikan masukan yang bermanfaat

bagi pihak SeaBank dalam meningkatkan kualitas layanan, memperbaiki sistem yang masih kurang optimal, serta memahami kebutuhan pengguna secara lebih mendalam. Selain itu, penelitian ini juga berkontribusi dalam pengembangan studi analisis sentimen pada sektor digital banking di Indonesia. [6] menunjukkan bahwa penerapan metode SVM pada ulasan aplikasi e-commerce Tokopedia mampu mengidentifikasi opini pengguna dengan tingkat akurasi tinggi, serta memberikan wawasan strategis bagi pengembang dalam meningkatkan kualitas layanan. Temuan tersebut menguatkan dasar penggunaan algoritma SVM dalam penelitian ini karena terbukti efektif untuk mengklasifikasikan sentimen teks berbahasa Indonesia secara akurat dan efisien.

Metode yang digunakan dalam penelitian ini mencakup beberapa tahapan utama, yaitu pengumpulan data ulasan aplikasi SeaBank dari Google Play Store, preprocessing teks melalui proses case folding, tokenisasi, stopword removal, dan stemming untuk menghasilkan teks bersih. Selanjutnya, dilakukan ekstraksi fitur menggunakan metode TF-IDF untuk menghitung bobot kata berdasarkan frekuensi kemunculan dan relevansinya terhadap dokumen. Hasil representasi data ini kemudian diklasifikasikan menggunakan algoritma SVM dengan berbagai jenis kernel, seperti linear, RBF, dan polynomial, untuk memperoleh model terbaik dalam membedakan sentimen positif, negatif, dan netral. Menurut [7] penerapan TF-IDF untuk ekstraksi fitur dan SVM untuk klasifikasi dalam analisis sentimen terhadap ulasan aplikasi WeTV di Google Play Store mampu memberikan tingkat akurasi yang tinggi dan hasil klasifikasi yang konsisten pada data teks berbahasa Indonesia. Temuan ini mendukung pemilihan TF-IDF + SVM dalam penelitian ini karena terbukti efektif untuk menganalisis opini pengguna dan

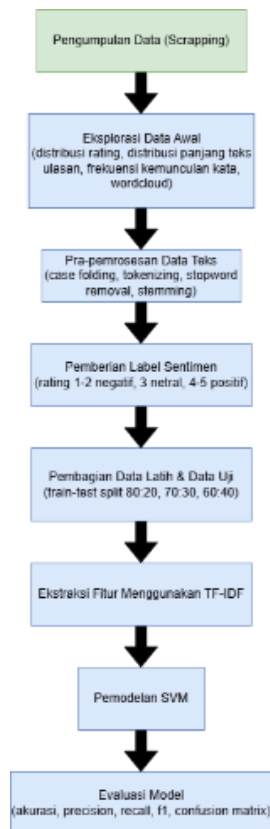
mengelompokkan sentimen secara terukur.

Dengan dilakukannya penelitian ini, diharapkan hasil yang diperoleh dapat memberikan implikasi positif dalam pengembangan teknologi machine learning di bidang analisis teks dan kepuasan pelanggan. Temuan dari penelitian ini dapat dimanfaatkan oleh pihak pengembang aplikasi dan manajemen SeaBank untuk memperbaiki kualitas layanan serta meningkatkan loyalitas pengguna. Selain itu, hasil penelitian juga dapat menjadi referensi bagi akademisi dan peneliti lain dalam melakukan pengembangan metode analisis sentimen berbasis SVM dan ekstraksi TF-IDF pada konteks perbankan digital. Secara lebih luas, penelitian ini mendukung tujuan Sustainable Development Goals (SDGs) poin ke-9 tentang inovasi dan infrastruktur, serta poin ke-8 mengenai pekerjaan layak dan pertumbuhan ekonomi melalui optimalisasi teknologi keuangan digital yang inklusif dan berkelanjutan. Sejalan dengan hal tersebut [8] menegaskan bahwa pengembangan sistem analisis sentimen berbasis machine learning memiliki kontribusi besar dalam mendukung transformasi digital yang berkelanjutan di sektor keuangan, karena hasil klasifikasi opini publik dapat digunakan untuk meningkatkan kualitas layanan dan memperkuat hubungan pelanggan.

MATERIALS AND METHODS

Alur penelitian dalam studi ini disusun secara terstruktur sebagaimana divisualisasikan pada Gambar 1 yang memuat Penelitian ini dimulai dengan proses pengumpulan data menggunakan library google-play-scraper yang digunakan untuk mengekstraksi ulasan aplikasi SeaBank dari Google Play Store. Teknik scraping ini mengikuti prosedur pengambilan data otomatis yang dijelaskan oleh [9] mengenai pemanfaatan API tidak

resmi untuk memperoleh metadata aplikasi secara real-time. Dari proses tersebut terkumpul 50.000 ulasan awal dan setelah difilter sesuai rentang waktu penelitian, diperoleh 41.152 ulasan yang digunakan sebagai dataset utama.



Gambar 1. Alur Penelitian

Tahap berikutnya adalah Eksplorasi Data Awal (EDA) untuk memahami karakteristik awal data. Analisis ini mencakup pemeriksaan distribusi rating, frekuensi kemunculan kata, serta identifikasi pola kata dominan sebagaimana direkomendasikan oleh [10], yang menyatakan bahwa EDA diperlukan untuk memastikan kualitas data sebelum pemodelan dilakukan. Hasil EDA menunjukkan bahwa rating 5 merupakan kategori paling dominan, diikuti oleh rating 1, serta munculnya kelompok kata positif dan negatif yang berbeda signifikan.

Selanjutnya dilakukan pra-pemrosesan teks, yang meliputi case

folding, cleaning, tokenizing, stopwords removal, dan stemming. Tahapan ini bertujuan mengurangi noise dan menghasilkan teks yang bersih sebelum proses ekstraksi fitur. Menurut [8], preprocessing merupakan langkah penting dalam analisis sentimen karena kualitas hasil klasifikasi sangat dipengaruhi oleh kebersihan data teks. Metode stemming dan stopwords removal diterapkan menggunakan library Sastrawi sesuai praktik umum pemrosesan bahasa Indonesia.

Proses berikutnya adalah pemberian label sentimen, yang dilakukan berdasarkan nilai rating pengguna di Google Play Store. Rating 4–5 diasosiasikan sebagai sentimen positif, rating 3 sebagai netral, dan rating 1–2 sebagai negatif. Pendekatan berbasis rating ini mengacu pada [11], yang menyatakan bahwa sistem mapping rating merupakan metode efektif untuk menghasilkan label otomatis dalam skala besar.

Selanjutnya dilakukan ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF, yang mengubah teks menjadi representasi numerik berdasarkan bobot kemunculan kata. Metode TF-IDF dipilih karena terbukti mampu mempertahankan kata-kata yang memiliki nilai informatif tinggi, sebagaimana dijelaskan oleh [12] yang menekankan bahwa TF-IDF unggul dalam menangani teks berdimensi tinggi pada analisis sentimen.

Tahap pemodelan menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan pengujian beberapa kernel seperti linear, RBF, dan polynomial. SVM dipilih karena kemampuannya mengatasi data berdimensi tinggi serta performanya yang konsisten dalam tugas klasifikasi teks. Pemilihan SVM didukung oleh penelitian [4], yang menyatakan bahwa SVM memberikan hasil stabil pada data ulasan aplikasi digital dan sering mengungguli algoritma tradisional lainnya. Pada

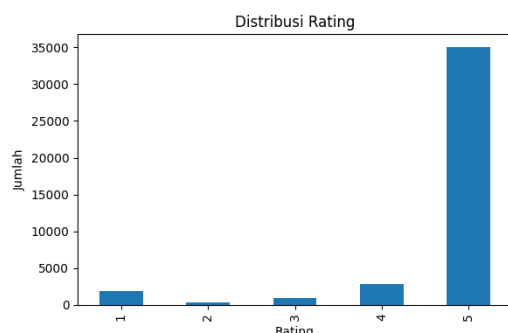
penelitian ini, kernel linear memberikan hasil terbaik.

Tahap terakhir adalah evaluasi model menggunakan metrik akurasi, precision, recall, F1-score, serta confusion matrix. Penggunaan beragam metrik evaluasi ini merujuk pada Zulkarnain et al. (2025), yang menegaskan bahwa evaluasi menyeluruh diperlukan untuk memahami performa model pada setiap kelas sentimen, terutama pada kelas netral yang cenderung memiliki jumlah data tidak seimbang.

RESULTS AND DISCUSSION

Hasil Eksplorasi Data Awal

Hasil EDA menunjukkan bahwa distribusi rating pada ulasan aplikasi SeaBank didominasi oleh rating 5, yang mengindikasikan bahwa sebagian besar pengguna memberikan penilaian sangat positif terhadap aplikasi.



Gambar 2 Distribusi Rating

Rating 1 muncul sebagai kategori kedua terbanyak, menunjukkan adanya kelompok pengguna yang memiliki pengalaman sangat buruk. Pola distribusi ini menunjukkan bahwa meskipun mayoritas pengguna puas, terdapat kelompok pengguna yang mengalami kendala serius seperti error aplikasi, lambat merespons, atau kegagalan verifikasi. Analisis frekuensi kata menunjukkan bahwa kata-kata seperti “mudah”, “bagus”, “mantap” mendominasi ulasan positif, sedangkan kata-kata seperti “error”, “lambat”, “verifikasi” banyak ditemukan pada ulasan negatif. Wordcloud memperkuat temuan tersebut

dengan visualisasi dominasi kata sesuai kelompok sentimen. Temuan ini penting karena membantu memahami pola bahasa pengguna sebelum memasuki tahap pemodelan.

Hasil Pra-pemrosesan

Proses pra-pemrosesan berhasil mereduksi data menjadi teks yang bersih dan konsisten, yang sangat penting untuk memaksimalkan performa model.

Tabel 1 Pra-pemrosesan

Tahap	Input	Output
Cleaning	“Aplikasi ini BAGUS!! 🍌🍌”	“aplikasi ini bagus”
Tokenizing	“aplikasi ini bagus”	[aplikasi, ini, bagus]
Stopword Removal	[aplikasi, ini, bagus]	[aplikasi, bagus]
Stemming	[aplikasi, bagus]	[aplikasi, bagus]

Hasil dari tahapan case folding, cleaning, dan tokenizing menunjukkan bahwa banyak ulasan mengandung simbol, emotikon, dan tanda baca yang tidak relevan untuk analisis sentimen. Proses stopwords removal menghapus kata-kata umum seperti “yang”, “dan”, “di” sehingga hanya meninggalkan kata bermakna. Stemming berhasil mengubah kata-kata seperti “menggunakan”, “digunakan”, “penggunaan” menjadi bentuk dasar “guna”. Hasil akhir menunjukkan penurunan signifikan jumlah token unik, yang memperjelas struktur bahasa dan mengurangi noise dalam ekstraksi fitur TF-IDF.

Ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF menghasilkan matriks fitur dengan ribuan dimensi, sesuai karakteristik teks bahasa Indonesia yang kaya variasi kata. Bobot TF-IDF menunjukkan bahwa kata-kata seperti “bagus”, “mantap”, “cepat” memiliki bobot tinggi pada kelas positif, sementara kata-kata seperti “error”, “gagal”, “verifikasi” memiliki bobot tinggi pada kelas negatif. Kata-kata bernilai TF-IDF tinggi menjadi representasi penting karena memiliki nilai informatif untuk memisahkan antar kelas

sentimen. Pada tahap ini terlihat bahwa dataset memiliki perbedaan linguistik yang cukup tegas antar kelas, sehingga algoritma SVM dapat memproses pemisahan kelas secara optimal.

Hasil pengujian model menunjukkan bahwa kernel **linear** menghasilkan performa terbaik dengan akurasi 94,24%, dibandingkan kernel RBF dengan akurasi 89% dan kernel polynomial dengan akurasi 86%. Kernel linear memberikan hasil terbaik karena data teks yang direpresentasikan menggunakan TF-IDF berada pada ruang vektor berdimensi tinggi, sehingga garis pemisah linear bekerja sangat efektif. Model SVM linear juga menunjukkan stabilitas dalam memisahkan kelas positif dan negatif secara konsisten, meskipun kelas netral memiliki jumlah data lebih sedikit. Temuan ini selaras dengan penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa SVM linear unggul untuk data teks karena memaksimalkan margin antar kelas dan mengurangi error klasifikasi.

Hasil Pemberian Label Sentimen

Berdasarkan pemetaan rating, ulasan berhasil dibagi menjadi tiga kelas: Positif: 4–5 Netral: 3 Negatif: 1–2 Hasil pelabelan memperlihatkan bahwa kelas positif menjadi paling dominan, sementara kelas netral merupakan kelas terkecil. Ini menyebabkan dataset menjadi tidak

Jenis Kernel	Akurasi
Linear	0,9450
RBF	0,9437
Polynomial	0,9265

seimbang (imbalanced), yang berdampak pada kesulitan model dalam mengenali kelas netral.

Pembagian Data Latih dan Data Uji

Pembagian dataset dilakukan menggunakan rasio 60:40, 70:30, dan 80:20. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa

Rasio Data	Akurasi	F1-Weighted	F1 Positif	F1 Netral	F1 Negatif
80:20	0,9450	0,9315	0,9723	0,0000	0,6367
70:30	0,9421	0,9280	0,9707	0,0000	0,6003
60:40	0,9418	0,9274	0,9708	0,0000	0,5879

rasio 80:20 memberikan performa yang paling stabil dan akurat. Pada rasio ini, jumlah data latih yang besar memberikan representasi lebih kuat untuk pola linguistik dalam setiap kelas.

Tabel 2 Pembagian data Latih&Uji

Ekstraksi Fitur Menggunakan TF-IDF

Proses ekstraksi fitur menghasilkan matriks TF-IDF dengan ribuan dimensi yang menampung bobot kata berdasarkan frekuensi kemunculan dan tingkat kepentingannya. Kata positif seperti bagus, mantap, mudah memiliki bobot tertinggi pada kelas positif, sedangkan error, gagal, lambat memiliki bobot besar pada kelas negatif. Representasi fitur ini membantu algoritma SVM memisahkan antar kelas secara efektif

Pemodelan Menggunakan Support Vector Machine (svm).

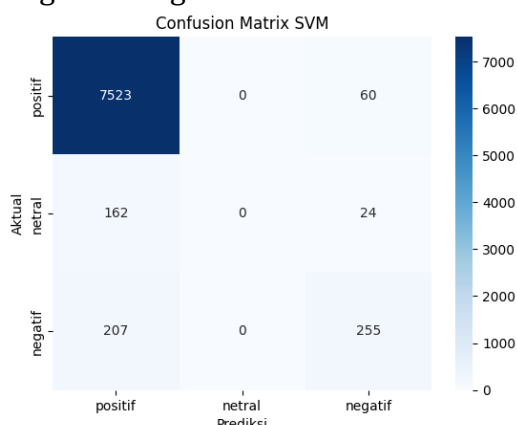
Pengujian tiga kernel menunjukkan bahwa kernel linear memberikan performa terbaik dengan akurasi 94,24%, disusul RBF sebesar 89% dan polynomial 86%. Kernel linear bekerja optimal karena data TF-IDF berada pada ruang vektor berdimensi tinggi, yang sesuai dengan prinsip kerja SVM linear dalam memaksimalkan margin antar kelas.

Kernel linear menghasilkan akurasi tertinggi yaitu 94,24%, sehingga digunakan sebagai model utama pada tahap evaluasi.

Evaluasi Model

Evaluasi performa dilakukan setelah model Support Vector Machine (SVM) dengan kernel linear selesai dilatih

menggunakan data latih dan diuji menggunakan data uji sebanyak 8231 data. Evaluasi dilakukan menggunakan confusion matrix, akurasi, serta metrik precision, recall, dan F1-score. Hasil confusion matrix menunjukkan distribusi prediksi model terhadap kelas Positif dan Negatif sebagai berikut.



Gambar 2 Confusion Matrix SVM

Tabel 4 Evaluasi Model

Pada gambar 2 yang berisi hasil confusion matrix SVM menghasilkan hasil dari Evaluasi Model yang tercantum pada Tabel 4

Model memiliki kinerja sangat baik dalam mengenali sentimen positif, namun kesulitan dalam mendeteksi sentimen netral karena jumlah data yang tidak seimbang.

CONCLUSION

Penelitian ini berhasil melakukan analisis sentimen terhadap 41.152 ulasan pengguna aplikasi SeaBank dengan pendekatan text mining menggunakan metode TF-IDF dan algoritma Support Vector Machine. Berdasarkan proses pengumpulan data hingga evaluasi, diperoleh sejumlah temuan penting. Hasil eksplorasi data awal menunjukkan bahwa mayoritas ulasan berada pada kategori positif, meskipun ulasan negatif juga muncul dalam jumlah signifikan dan mencerminkan adanya permasalahan seperti error aplikasi, lambat merespons,

serta kendala verifikasi. Proses pra-pemrosesan telah berhasil mengurangi noise pada data secara substansial, sehingga meningkatkan kualitas representasi teks untuk tahapan analisis berikutnya.

Proses ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF menghasilkan representasi numerik yang mampu menggambarkan bobot kata secara informatif untuk pemisahan kelas sentimen. Model SVM, khususnya kernel linear, menunjukkan performa terbaik dengan akurasi 94,24% dan F1-score 0,93, yang menandakan kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen secara akurat meskipun dataset memiliki ketidakseimbangan antar kelas, terutama pada kelas netral. Evaluasi lebih lanjut melalui confusion matrix juga menunjukkan bahwa model sangat efektif dalam memprediksi sentimen positif dan negatif, meskipun memerlukan peningkatan dalam identifikasi kelas netral.

Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa kombinasi TF-IDF dan SVM efektif digunakan dalam analisis sentimen ulasan aplikasi digital seperti SeaBank, dan dapat dijadikan dasar bagi pengembang dalam memahami persepsi pengguna serta meningkatkan kualitas layanan aplikasi. Untuk pengembangan selanjutnya, teknik penyeimbangan data dan penerapan model deep learning seperti LSTM atau BERT dapat dipertimbangkan untuk meningkatkan performa klasifikasi terutama pada kelas netral.

REFERENCE

- [1] S. Mulyati, N. Septiani, and L. Marlina, "Digital Transformation in Banking Services: The Impact of Mobile Banking on Customer Satisfaction at Islamic Banks in Tasikmalaya City," *Brill. Res. Artif. Intell.*, vol. 4, no. 2, pp. 757–763, 2024, doi: 10.47709/brilliance.v4i2.4967.
- [2] A. A. P. Simarmata and T. B. Sasongko,

- "Sentiment Analysis on BRImo Application Reviews Using IndoBERT," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 9, no. 3, pp. 851–862, 2025, doi: 10.30871/jaic.v9i3.8162.
- [3] Zulkarnain, Rice Novita, Angraini, and Zarnelly, "Klasifikasi Sentimen Layanan pada Aplikasi by . U menggunakan Algoritma Support Vector Machine Classification of Service Sentiments on the by . U Application using the," vol. 14, pp. 1967–1976, 2025.
- [4] M. I. A. Guno Wibowo and I. Pratama, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Identitas Kependudukan Digital Menggunakan Metode Support Vector Machine," *J. Teknol. Dan Sist. Inf. Bisnis*, vol. 6, no. 4, pp. 715–722, 2024, doi: 10.47233/jteksis.v6i4.1552.
- [5] R. Thoriq Ikhwan Alfawas, Abdul Rahim, "Penerapan Fitur Ekstraksi TF-IDF untuk Analisis Sentimen Ulasan Game Bus Simulator Indonesia dengan Algoritma Naive Bayes," *IJCAI 2001 Work. Empir. methods Artif. Intell.*, vol. 4, no. January, pp. 41–46, 2024, [Online]. Available: <http://www.cc.gatech.edu/home/isbell/classes/reading/papers/Rish.pdf>
- [6] M. Idris, A. Rifai, and K. D. Tania, "Sentiment Analysis of Tokopedia App Reviews using Machine Learning and Word Embeddings," *Sinkron*, vol. 9, no. 1, pp. 210–219, 2025, doi: 10.33395/sinkron.v9i1.14278.
- [7] P. P. Allorerung and R. Rismayani, "Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi WeTV di Google Play Store Menggunakan Algoritma NBC dan SVM Sentiment Analysis on WeTV App Reviews on Google Play Store Using NBC and SVM Algorithms," *Sist. J. Sist. Inf.*, vol. 12, pp. 404–414, 2023, [Online]. Available: <http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>
- [8] Y. A. Mustofa and I. S. K. Idris, "Ensemble Approach to Sentiment Analysis of Google Play Store App Reviews," *Jambura J. Electr. Electron. Eng.*, vol. 6, no. 2, pp. 181–188, 2024, doi: 10.37905/jjee.v6i2.25184.
- [9] Amalia Nur Soliha, Tb Ai Munandar, and Muhammad Yasir, "Sentiment Analysis of the Use of Digital Banking Service Applications On Google Play Store Reviews Using Naïve Bayes Method," *Int. J. Inf. Technol. Comput. Sci. Appl.*, vol. 1, no. 3, pp. 129–137, 2023, doi: 10.58776/ijitcsa.v1i3.40.
- [10] S. A. Helmayanti, F. Hamami, and R. Y. Fa'rifah, "Penerapan Algoritma Tf-Idf Dan Naïve Bayes Untuk Analisis Sentimen Berbasis Aspek Ulasan Aplikasi Flip Pada Google Play Store," *J. Indones. Manaj. Inform. dan Komun.*, vol. 4, no. 3, pp. 1822–1834, 2023, doi: 10.35870/jimik.v4i3.415.
- [11] M. M. Dakwah, A. A. Firdaus, F. Furizal, and R. Faresta, "Sentiment Analysis on Marketplace in Indonesia using Support Vector Machine and Naïve Bayes Method," *J. Ilm. Tek. Elektro Komput. dan Inform.*, vol. 10, no. 1, p. 39, 2024, doi: 10.26555/jiteki.v10i1.28070.
- [12] N. P. Husain, S. Sukirman, and S. SAJIAH, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Tiktok pada Google Play Store Berbasis TF-IDF dan Support Vector Machine," *J. Syst. Comput. Eng.*, vol. 5, no. 1, pp. 91–102, 2024, doi: 10.61628/jsce.v5i1.1105.