Analisis Sentimen Kepuasan Pengguna Aplikasi *Mobile Banking* Bank ABC Menggunakan Algoritma *K-Nearest Neighbor*

Bima Aji Prasetya[1], Budanis Dwi Meilani[2]

[1,2]Jurusan Sistem Informasi, Fakultas Teknik Elektro dan Teknologi Informasi, Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya
Email: [1]bima.aji.p@outlook.com, [2]budanis@itats.ac.id

Abstract. *Mobile banking applications have become essential for facilitating digital transactions. To gauge user satisfaction, analysing user reviews through sentiment analysis offers valuable insights for improving application development. This study classifies the sentiment of user reviews for the Bank ABC mobile banking application using the K-Nearest Neighbour (K-NN) method. A total of 1,000 reviews were collected from the Google Play Store and pre-processed by cleaning the text, applying case folding, tokenisation, stopword removal, normalisation, and stemming. The text was then transformed into numerical features using TF-IDF word weighting, making it suitable for the K-NN model. Classification was performed using the K-NN algorithm, while the performance was evaluated with a confusion matrix across three datasets: 250, 500, and 1,000 reviews. The model achieved 91% accuracy on 250 reviews, 88% on 500 reviews, and 89% on 1,000 reviews, yielding an average accuracy of 87.5%. These results indicate that the KNN method effectively processes and classifies mobile banking user reviews. The system also includes a web-based interface that enables users to perform sentiment analysis and interactively view evaluation results.*
Keywords: *Sentiment Analysis, K-Nearest Neighbour, TF-IDF, Mobile Banking,Text Mining*

Abstrak. Aplikasi *mobile banking* kini menjadi layanan penting dalam mendukung aktivitas transaksi digital. Untuk mengetahui tingkat kepuasan pengguna, analisis sentimen terhadap ulasan pengguna dapat memberikan informasi yang berharga bagi pengembangan aplikasi. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi *mobile banking* Bank ABC dengan menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN). Data sebanyak 1000 ulasan dikumpulkan dari Google Play Store dan selanjutnya melalui tahap *pre-processing*, yang meliputi *cleaning, case folding, tokenizing, stopword removal,* normalisasi, *dan stemming*. Setelah itu, pembobotan kata menggunakan metode TF-IDF digunakan untuk mengubah teks menjadi fitur numerik yang dapat diproses oleh model. Proses klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma KNN, sedangkan evaluasi performa dilakukan melalui *confusion matrix* pada tiga skenario jumlah data, yaitu 250, 500, dan 1000 data. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memperoleh akurasi sebesar 91% pada 250 data, 88% pada 500 data, dan 89% pada 1000 data, dengan rata-rata akurasi sebesar 87,5%. Temuan ini menunjukkan bahwa metode KNN cukup efektif dalam mengolah dan mengklasifikasikan ulasan pengguna aplikasi *mobile banking*. Sistem yang dibangun juga dilengkapi antarmuka berbasis web yang memungkinkan pengguna melakukan analisis sentimen dan melihat hasil evaluasi secara interaktif.
Kata Kunci: *Analisis Sentimen, K-Nearest Neighbor, TF-IDF, Mobile Banking, Text Mining.*

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi digital telah mendorong perubahan signifikan dalam berbagai aspek kehidupan masyarakat Indonesia, termasuk transformasi layanan perbankan menuju sistem berbasis digital. Peningkatan akses internet dan adopsi layanan daring menjadi faktor utama yang mempercepat penggunaan layanan perbankan berbasis aplikasi. Berbagai studi menunjukkan bahwa pemanfaatan

infrastruktur digital berperan penting dalam meningkatkan adopsi *digital banking*, sehingga lembaga keuangan semakin berfokus pada pengembangan layanan digital untuk menjangkau pengguna yang lebih luas (Rithmaya et al., 2024). Seiring dengan hal tersebut, layanan *mobile banking* mengalami pertumbuhan pesat, di mana Bank ABC sebagai salah satu bank digital di Indonesia menyediakan aplikasi yang memungkinkan pengguna melakukan berbagai aktivitas keuangan seperti transfer dana, pembayaran, dan pengelolaan investasi secara praktis dan efisien tanpa perlu ke kantor cabang.

Meskipun demikian, meningkatnya jumlah pengguna juga diikuti dengan bertambahnya ulasan di *platform* Google Play Store yang mencerminkan pengalaman dan tingkat kepuasan pengguna (Riza & Kurniawan, 2024). Ulasan tersebut bersifat tidak terstruktur dan sulit dianalisis secara manual, sehingga pengembang belum memiliki gambaran yang jelas mengenai kecenderungan sentimen pengguna. Kondisi ini menimbulkan kesenjangan informasi antara persepsi pengguna dan pemahaman pengembang terhadap kualitas layanan. Oleh karena itu, diperlukan metode analisis yang mampu mengolah ulasan dalam jumlah besar secara otomatis guna menghasilkan informasi yang lebih terstruktur dan akurat mengenai kepuasan pengguna. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, pendekatan analisis sentimen dapat digunakan sebagai solusi dalam mengidentifikasi kecenderungan opini pengguna secara sistematis.

Analisis sentimen merupakan metode yang efektif untuk mengevaluasi opini dan perasaan pengguna terhadap suatu produk atau layanan (Juniandika et al., 2023). Dalam konteks ini, algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) telah digunakan dalam berbagai penelitian untuk mengklasifikasikan sentimen pengguna berdasarkan ulasan mereka. KNN bekerja dengan cara mengidentifikasi sejumlah tetangga terdekat dari data yang belum diklasifikasikan, kemudian menentukan kelas mayoritas dari tetangga tersebut sebagai prediksi kelas data baru (Purnama & Wahyudi, 2024). Beberapa penelitian sebelumnya telah mengkaji analisis sentimen pada aplikasi perbankan, seperti penelitian terhadap aplikasi BRImo oleh (Jelni et al., 2025) yang memanfaatkan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) dan *Support Vector Machine* (SVM) untuk mengklasifikasikan sentimen pengguna berdasarkan ulasan di Google Play Store, dengan hasil yang menunjukkan bahwa metode klasifikasi mampu memberikan gambaran persepsi pengguna secara efektif. Penelitian pada aplikasi BNI Mobile oleh (Nurmakhlufi, Arsyad, et al., 2024) juga menunjukkan bahwa penggunaan TF-IDF dan KNN dapat membantu mengolah data ulasan yang tidak terstruktur menjadi informasi yang lebih bermakna. Meskipun demikian, sebagian besar penelitian masih berfokus pada satu skenario data dan belum banyak yang mengevaluasi pengaruh variasi jumlah data terhadap performa model klasifikasi, khususnya pada *domain* aplikasi *mobile banking* di Indonesia.

Berdasarkan pendahuluan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan metode *K-Nearest Neighbor* dalam menganalisis sentimen kepuasan pengguna terhadap aplikasi *mobile banking* Bank ABC. Dengan menganalisis ulasan pengguna, diharapkan dapat diperoleh informasi yang berguna untuk meningkatkan kualitas layanan dan pengalaman pengguna aplikasi tersebut.

2. Tinjauan Pustaka

2.1 Aplikasi *Mobile Banking* Bank ABC

Bank ABC merupakan bank digital yang menyediakan layanan keuangan modern melalui aplikasi mobile dengan fokus pada kemudahan pengelolaan keuangan pribadi. Aplikasi ini menawarkan berbagai fitur inovatif, seperti pembuatan hingga 60 rekening terpisah tanpa biaya administrasi, *Auto-Budgeting* untuk pengaturan anggaran otomatis, serta fitur penjadwalan pembayaran tagihan. Selain itu, aplikasi Bank ABC terintegrasi dengan berbagai ekosistem digital seperti Gojek, Tokopedia, dan Bibit, sehingga memudahkan pengguna melakukan transaksi lintas *platform*. Dengan fitur-fitur tersebut, Bank ABC berperan sebagai solusi keuangan digital yang mendukung efisiensi, keteraturan, dan peningkatan kesejahteraan finansial penggunanya.

2.2 *Data Mining*

Data mining merupakan proses analisis data dalam jumlah besar untuk menemukan pola, hubungan, dan informasi penting yang mendukung pengambilan keputusan. Proses ini merupakan bagian dari tahapan *Knowledge Discovery in Databases* (KDD), yang mencakup pembersihan, integrasi, pemilihan, transformasi, penambangan data, evaluasi pola, dan penyajian pengetahuan. Penerapan *data*

mining banyak digunakan dalam sektor telekomunikasi, keuangan, kesehatan, dan pemasaran untuk mengidentifikasi pola tersembunyi yang bernilai strategis. Beberapa teknik umum dalam *data mining* antara lain asosiasi untuk menemukan keterkaitan antar-item, klasifikasi untuk mengelompokkan data ke kelas tertentu berdasarkan atributnya, serta klastering untuk membagi data ke dalam kelompok homogen tanpa label awal (Derajad Wijaya & Dwiasnati, 2020).

2.3 Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan bagian dari *text mining* yang berfokus pada identifikasi dan pengelompokan opini dalam teks menggunakan teknik pemrosesan bahasa alami (NLP) untuk menentukan polaritas seperti positif atau negatif (Arsi & Waluyo, 2021). Ulasan pengguna pada *platform* seperti Google Play Store menjadi sumber data penting karena mencerminkan pengalaman nyata pengguna serta memberikan informasi yang berguna bagi pengembang aplikasi. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa analisis sentimen dapat membantu pengembang memahami kebutuhan pengguna dan mengidentifikasi aspek aplikasi yang perlu ditingkatkan (Fristtikasari et al., 2024). Dalam konteks aplikasi digital, pendekatan ini juga terbukti efektif untuk mengevaluasi kualitas layanan misalnya, studi oleh Nurrochmah et al. (2025) menemukan bahwa analisis sentimen mampu mengungkap kecenderungan opini pengguna serta memberikan masukan konstruktif bagi pengembangan aplikasi. Dengan demikian, analisis sentimen berperan penting memetakan persepsi publik dan mendukung pengambilan keputusan berbasis data (Nurrochmah et al., 2025).

2.4 TF-IDF

Pembobotan kata merupakan proses penting dalam analisis teks untuk menentukan tingkat relevansi sebuah kata terhadap suatu dokumen. Salah satu metode yang paling banyak digunakan adalah TF-IDF (*Term Frequency–Inverse Document Frequency*), yang menilai sebuah kata berdasarkan frekuensi kemunculannya dalam dokumen serta kelangkaannya pada keseluruhan koleksi dokumen. Pendekatan ini memungkinkan kata-kata yang informatif memiliki bobot lebih besar dibandingkan kata umum yang muncul di banyak dokumen.

Secara konsep, *Term Frequency* (TF) mengukur seberapa sering suatu kata muncul dalam satu dokumen, sementara *Inverse Document Frequency* (IDF) memberikan bobot lebih tinggi pada kata yang jarang ditemukan di dokumen lain, karena dianggap lebih representatif terhadap topik dokumen tersebut (Defit & Widi Nurcahyo, 2021). Dengan mengalikan kedua nilai tersebut, diperoleh bobot TF-IDF yang mampu menyoroti kata-kata kunci secara lebih akurat dalam berbagai aplikasi, seperti klasifikasi teks, pencarian informasi, dan analisis sentimen (Wati et al., 2023).

Perhitungan TF, IDF, dan TF-IDF dapat dinyatakan melalui rumus berikut:

$$W_{dt} = tf_{t,d} * idf_t \quad (1)$$

$$idf_t = \log \frac{N}{df_t} \quad (2)$$

Keterangan:

W_{dt} = Nilai bobot kata ke-*t* pada dokumen *d*

$tf_{t,d}$ = Jumlah munculnya kata *t* pada dokumen *d*

N = Jumlah dokumen secara keseluruhan

df_t = Jumlah dokumen yang mengandung kata *t*

d = Dokumen ke-*d*

t = *Term* (kata) yang sedang dihitung bobotnya dalam dokumen

Sumber : (Juni Permana & Agung Toto Wibowo, 2023)

2.5 *K-Nearest Neighbor* (KNN)

K-Nearest Neighbor (KNN) merupakan algoritma klasifikasi berbasis *instance-based learning* yang menentukan kelas suatu data baru berdasarkan kedekatannya dengan data lain dalam ruang fitur.

KNN bekerja dengan menghitung jarak antara data uji dan seluruh data latih, kemudian memberikan label berdasarkan mayoritas kelas dari sejumlah k tetangga terdekat. Karena algoritma ini membutuhkan data latih berlabel, KNN termasuk dalam metode *supervised learning* (Luthfifah et al., 2025).

$$Similarity(p,q) = \frac{\sum_{i=1}^{n}(p_i.q_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(p_i)^2}.\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(q_i)^2}} \quad (3)$$

Sumber : (Juni Permana & Agung Toto Wibowo, 2023)

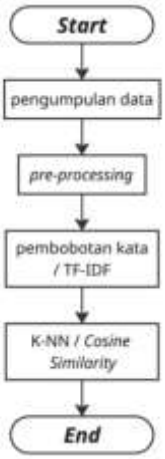
Pemilihan nilai k sangat berpengaruh terhadap performa model. Nilai k yang terlalu kecil membuat model sensitif terhadap *noise*, sedangkan nilai k yang terlalu besar dapat mengaburkan batas antar kelas. Oleh karena itu, penentuan k yang optimal menjadi aspek penting dalam penerapan KNN. Algoritma ini memiliki keunggulan berupa kesederhanaan implementasi dan kemampuan bekerja baik pada data berukuran kecil hingga menengah. Namun demikian, KNN kurang efisien pada *dataset* besar karena membutuhkan perhitungan jarak terhadap seluruh data latih setiap kali melakukan klasifikasi (Rosa & Ramadhanu, 2025).

KNN juga cukup fleksibel karena tidak memerlukan asumsi tertentu terhadap distribusi data, sehingga dapat digunakan pada berbagai jenis masalah klasifikasi. Namun kelemahannya, KNN sensitif terhadap pemilihan nilai k dan metrik jarak yang digunakan. Jika pemilihan metrik jarak tidak sesuai, akurasi klasifikasi dapat menurun. Selain itu, proses perhitungan jarak yang berulang terhadap seluruh data latih juga meningkatkan beban komputasi, terutama pada *dataset* besar (Cholil et al., 2021). Secara umum, langkah kerja KNN meliputi penentuan nilai k, perhitungan jarak data uji terhadap seluruh data latih, pengurutan jarak tersebut, pemilihan k tetangga terdekat, dan penentuan kelas berdasarkan mayoritas dari tetangga tersebut.

3. Metode Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui serangkaian tahapan sistematis untuk menghasilkan model klasifikasi sentimen yang optimal. Proses dimulai dengan pengumpulan data ulasan pengguna dari Google Play Store menggunakan klasifikasi sentimen dua kelas *(binary classification)*, yaitu sentimen positif dan negatif. Ulasan dengan rating 4 dan 5 dikategorikan sebagai sentimen positif, sedangkan rating 1 dan 2 dikategorikan sebagai sentimen negatif. Rating 3 tidak digunakan dalam penelitian karena dianggap bersifat netral dan tidak termasuk dalam kategori klasifikasi.

Dilanjutkan dengan tahap *pre-processing* untuk membersihkan dan menyiapkan teks agar siap diolah. Setelah itu, data dikonversi menjadi representasi numerik menggunakan metode TF-IDF sebelum diproses oleh algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) untuk melakukan klasifikasi sentimen. Seluruh tahapan tersebut dirangkum dalam alur metode penelitian yang digambarkan pada flowchart pada Gambar 1.



Gambar 1 Metodologi Penelitian

3.1. Pengumpulan Data

Tahap ini dilakukan untuk memperoleh data ulasan pengguna aplikasi Bank ABC dari Google Play Store menggunakan teknik *web scraping*. Data yang dikumpulkan berupa teks ulasan dan *rating*

pengguna yang kemudian digunakan sebagai dasar dalam proses analisis sentimen. *Rating* digunakan sebagai acuan pelabelan sentimen, di mana rating 4 sampai 5 menunjukkan sentimen positif dan rating 1 sampai 2 menunjukkan sentimen negatif.

3.2. *Pre-processing*

Tahap *pre-processing* bertujuan untuk membersihkan dan menyiapkan data teks agar siap diolah. Proses ini meliputi *cleaning* (menghapus tanda baca dan karakter khusus), *case folding* (mengubah huruf menjadi kecil), *tokenizing* (memecah kalimat menjadi kata), *stopword removal* (menghapus kata tidak penting), normalisasi, dan *stemming*. Hasil dari tahap ini adalah kumpulan kata dasar yang lebih terstruktur.

3.3. Pembobotan Kata (TF-IDF)

Pada tahap ini, data teks yang telah diproses diubah menjadi representasi numerik menggunakan metode TF-IDF. Metode ini memberikan bobot pada setiap kata berdasarkan frekuensi kemunculannya dalam dokumen dan tingkat kelangkaannya di seluruh dokumen. Hasilnya berupa vektor numerik yang merepresentasikan setiap dokumen.

3.4. KNN *(Cosine Similarity)*

Tahap ini menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) untuk mengklasifikasikan data uji. Proses dilakukan dengan menghitung tingkat kemiripan antara data uji dan data latih menggunakan cosine similarity. Kemudian dipilih sejumlah tetangga terdekat berdasarkan nilai kemiripan tertinggi, dan kelas mayoritas dari tetangga tersebut digunakan sebagai hasil klasifikasi.

Untuk memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai alur proses yang dilakukan, setiap tahapan dalam metode penelitian disertai dengan contoh input dan output yang dihasilkan. Contoh tersebut ditampilkan pada Tabel 1, yang menunjukkan bagaimana data teks diolah secara bertahap hingga menghasilkan klasifikasi sentimen.

Tabel 1 Contoh Input dan Output Tahapan Metodologi Penelitian

Tahapan	Input	Output
Pengumpulan Data	"Aplikasinya sangat membantu!!", Rating: 5	*Dataset* ulasan dan label
Pre-processing	"Aplikasinya sangat membantu!!"	["aplikasi", "bantu"]
TF-IDF	["aplikasi", "bantu"]	[0.3, 0.5]
KNN / Cosine similarity	Vektor: [0.3, 0.2]	Prediksi sentimen: Positif

4. Hasil dan Pembahasan

Untuk menilai performa algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna, dilakukan pengujian menggunakan tiga skenario jumlah data, yaitu 250 data, 500 data, dan 1000 data. Setiap skenario menghasilkan *confusion matrix* yang berbeda, yang kemudian digunakan untuk menghitung metrik evaluasi seperti *accuracy, precision, recall, dan F1-score*. Ringkasan hasil evaluasi dari ketiga skenario tersebut ditampilkan pada Tabel 2, sehingga dapat terlihat perbandingan kinerja model saat jumlah data yang digunakan semakin meningkat.

Tabel 2 Hasil Pengujian Sistem

Data	TP	TN	FP	FN	*Accuracy*	*Precision*	*Recall*	*F1-Score*
250	74	26	7	3	0.91	0.91	0.91	0.91
500	137	67	15	14	0.88	0.88	0.88	0.88
1000	253	184	29	26	0.89	0.89	0.89	0.89

Berdasarkan hasil pada Tabel 4.1, terlihat bahwa performa model KNN berada pada kisaran yang stabil, yaitu antara 0.88 hingga 0.91 untuk seluruh metrik evaluasi. Pengujian dengan 250 data menghasilkan nilai tertinggi (0.91), sedangkan pengujian dengan 500 dan 1000 data menunjukkan performa yang relatif konsisten dengan perbedaan yang tidak terlalu signifikan. Hal ini menunjukkan bahwa algoritma KNN mampu mempertahankan tingkat akurasi dan konsistensi yang baik meskipun

jumlah data bertambah, serta tetap efektif sebagai metode klasifikasi sentimen pada ulasan aplikasi *mobile banking.*

Jika dibandingkan dengan penelitian sebelumnya, hasil yang diperoleh dalam penelitian ini menunjukkan performa yang kompetitif. Penelitian oleh (Sari et al., 2023) pada aplikasi BCA Mobile menggunakan metode *Naive Bayes* menghasilkan akurasi sebesar 0.82 dengan nilai F1-score sebesar 0.79 pada kelas positif dan 0.84 pada kelas negatif. Sementara itu, penelitian lain oleh (Jelni et al., 2025) pada aplikasi BRImo menunjukkan bahwa metode KNN menghasilkan akurasi sebesar 82.42% dan F1-score sebesar 80.03%. Pada penelitian yang sama, metode SVM mencapai akurasi yang lebih tinggi sebesar 95.59%.

Perbedaan performa tersebut menunjukkan bahwa setiap algoritma memiliki karakteristik dan keunggulan masing-masing, tergantung pada jenis data, jumlah data, serta teknik *pre-processing* yang digunakan. Meskipun SVM menunjukkan akurasi yang lebih tinggi, metode KNN dalam penelitian ini tetap mampu memberikan performa yang baik dengan tingkat akurasi hingga 0.91 serta memiliki keunggulan dalam kesederhanaan implementasi dan interpretasi hasil. Selain itu, hasil pengujian menunjukkan bahwa KNN memiliki kestabilan performa pada berbagai jumlah data yang digunakan.

Perbedaan performa antar penelitian dapat dipengaruhi oleh beberapa faktor, seperti jumlah data yang digunakan, kualitas *pre-processing*, serta teknik pembobotan. Pada penelitian ini, penggunaan tahapan *pre-processing* yang lebih lengkap serta pembobotan TF-IDF memungkinkan representasi teks menjadi lebih optimal, sehingga meningkatkan akurasi klasifikasi. Selain itu, variasi jumlah data yang digunakan juga menunjukkan bahwa model KNN memiliki kestabilan performa pada berbagai skenario pengujian.

4.1. Analisis Sentimen Ulasan Pengguna

Untuk melengkapi hasil evaluasi model, dilakukan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna guna memperoleh gambaran lebih mendalam mengenai persepsi pengguna terhadap aplikasi *mobile banking* Bank ABC. Analisis ini tidak hanya berfokus pada nilai akurasi, tetapi juga pada isi ulasan pengguna yang mencerminkan pengalaman nyata dalam penggunaan aplikasi. Salah satu pendekatan yang digunakan adalah visualisasi *word cloud* untuk melihat kata-kata yang paling sering muncul dalam ulasan yang ditampilkan dalam Gambar 4.1 berikut.



Gambar 2 *Word Cloud* Ulasan Pengguna

Berdasarkan visualisasi *word cloud* pada Gambar 2, terlihat bahwa kata-kata seperti *"*mantap*"*, *"*bagus*"*, *"*mudah*"*, dan *"*keren*"* mendominasi ulasan pengguna. Hal ini menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna memberikan sentimen positif terhadap aplikasi, terutama terkait kemudahan penggunaan dan performa layanan. Selain itu, terdapat juga kata-kata seperti *"*error*"*, *"*gangguan*"*, dan *"*lambat*"* yang muncul, meskipun dengan frekuensi lebih rendah. Kemunculan kata-kata tersebut mengindikasikan bahwa masih terdapat beberapa kendala teknis yang dirasakan oleh pengguna. Dengan

demikian, hasil analisis sentimen ini tidak hanya menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi dengan baik, tetapi juga memberikan insight yang berguna bagi pengembang dalam meningkatkan kualitas layanan aplikasi.

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode *K-Nearest Neighbor* (KNN) dengan pembobotan TF-IDF mampu mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi *mobile banking* Bank ABC dengan baik. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki performa yang stabil dengan nilai *accuracy, precision, recall*, dan *F1-score* berada pada kisaran 0.88 hingga 0.91 pada berbagai skenario jumlah data. Hal ini menunjukkan bahwa tujuan penelitian untuk menerapkan metode KNN dalam analisis sentimen ulasan pengguna telah berhasil dicapai.

Jika dibandingkan dengan penelitian sebelumnya, performa yang diperoleh dalam penelitian ini tergolong kompetitif, bahkan menunjukkan peningkatan dibandingkan beberapa penelitian yang menggunakan metode serupa seperti *Naive Bayes* maupun KNN pada *domain* aplikasi *mobile banking*. Selain itu, hasil analisis sentimen melalui visualisasi *word cloud* menunjukkan bahwa mayoritas ulasan pengguna bersifat positif dengan dominasi kata seperti "bagus", "mudah", dan "mantap", meskipun masih ditemukan beberapa keluhan terkait *error* dan gangguan sistem. Hal ini menunjukkan bahwa metode yang digunakan tidak hanya mampu memberikan hasil klasifikasi yang baik secara numerik, tetapi juga menghasilkan insight yang berguna mengenai pengalaman pengguna.

Implikasi dari penelitian ini adalah bahwa hasil analisis sentimen dapat dimanfaatkan oleh pengembang aplikasi sebagai dasar dalam mengevaluasi dan meningkatkan kualitas layanan, khususnya pada aspek yang masih menjadi keluhan pengguna. Adapun rekomendasi untuk penelitian selanjutnya adalah mencoba metode klasifikasi lain seperti *Support Vector Machine* (SVM) atau *Deep Learning*, serta menggunakan *dataset* yang lebih besar dan beragam untuk meningkatkan akurasi dan generalisasi model.

Penelitian ini memiliki keterbatasan, yaitu penggunaan *dataset* yang terbatas pada jumlah dan sumber tertentu, serta hanya menggunakan dua kelas sentimen yaitu positif dan negatif tanpa mempertimbangkan sentimen netral. Selain itu, metode yang digunakan masih bergantung pada representasi kata berbasis TF-IDF yang memiliki keterbatasan dalam memahami konteks bahasa secara mendalam. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya dapat mengembangkan pendekatan yang lebih kompleks untuk meningkatkan kualitas analisis sentimen.

Referensi

Nurmakhlufi, A. H., Arsyad, M. R. H., Mulyani, W. S., & Nugroho, K. (2024). Sentiment Analysis on BNI mobile application review Using K- Nearest Neighbors Algorithm. *SinkrOn*, *8*(4), 2479–2489. https://doi.org/10.33395/sinkron.v8i4.14156

Arsi, P., & Waluyo, R. (2021). ANALISIS SENTIMEN WACANA PEMINDAHAN IBU KOTA INDONESIA MENGGUNAKAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM). *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer (JTIIK)*, *8*(1), 147–156. https://doi.org/10.25126/jtiik.202183944

Cholil, S., Handayani, T., Prathivi, R., & Ardianita, T. (2021). IJCIT (Indonesian Journal on Computer and Information Technology) Implementasi Algoritma Klasifikasi K-Nearest Neighbor (KNN) Untuk Klasifikasi Seleksi Penerima Beasiswa. In *IJCIT (Indonesian Journal on Computer and Information Technology)* (Vol. 6, Number 2).

Defit, S., & Widi Nurcahyo, G. (2021). PRODUCT CODEFICATION ACCURACY WITH COSINE SIMILARITY AND WEIGHTED TERM FREQUENCY AND INVERSE DOCUMENT FREQUENCY (TF-IDF). In *Journal of Applied Engineering and Technological Science* (Vol. 2, Number 2).

Derajad Wijaya, H., & Dwiasnati, S. (2020). Implementasi Data Mining dengan Algoritma Naïve Bayes pada Penjualan Obat. *JURNAL INFORMATIKA*, *7*(1). http://ejournal.bsi.ac.id/ejurnal/index.php/ji

Fristtikasari, D., Alam, S., & Kurniawan, I. (2024). Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Kitalulus pada Ulasan Google Play Store Menggunakan Metode Naïve Bayes. *Jurnal Teknologi Informatika Dan Komputer*, *10*(2), 458–473. https://doi.org/10.37012/jtik.v10i2.2244

Jelni, O. S., Made, ;, Radhitya, L., Gede, ;, Wardhana, W., Ni, ;, Jeri, W., Dewi, K., Made, ; Ni, & Desmayani, M. R. (2025). Sentiment Analysis of BRImo Reviews on Google Play Store Using SVM and KNN. *Indonesia Journal of Data And Science*. https://doi.org/10.56705/ijodas.v5i3.365

Juni Permana, A. H. J. P., & Agung Toto Wibowo. (2023). Movie Recommendation System Based on Synopsis Using Content-Based Filtering with TF-IDF and Cosine Similarity. *International Journal on Information and Communication Technology (IJoICT)*, *9*(2), 1–14. https://doi.org/10.21108/ijoict.v9i2.747

Juniandika, I. M., Mahendra, I. B. M., & Pramartha, D. C. (2023). *PENERAPAN SISTEM ANALISIS SENTIMEN PADA APLIKASI MOBILE BANKING PT. BANK RAKYAT INDONESIA* (Vol. 2, Number 1).

Luthfifah, I., Hernawati, E., Nugroho, H., Aditya, B. R., & Aji, P. (2025). Implementation of K-Nearest Neighbors Algorithm for Red Onion Crop Suitability Land Assessment in Selaawi, Indonesia. *Ingenierie Des Systemes d'Information*, *30*(2), 301–306. https://doi.org/10.18280/isi.300201

Nurrochmah, D. S., Rahaningsih, N., Dana, R. D., & Rohmat, C. L. (2025). Jurnal Informatika Terpadu PENERAPAN ALGORITMA NAIVE BAYES DALAM ANALISIS SENTIMEN ULASAN APLIKASI KITALULUS DI GOOGLE PLAY STORE. *Jurnal Informatika Terpadu*, *11*(1), 1–11. https://journal.nurulfikri.ac.id/index.php/JIT

Purnama, L., & Wahyudi, T. (2024). Analisa Sentimen Tentang Piala Dunia u-20 Indonesia Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor. *Jurnal Sains Dan Teknologi*, *6*(2), 217–222. https://doi.org/10.55338/saintek.v6i2.1397

Rithmaya, C. L., Ardianto, H., & Sistiyarini, E. (2024). GEN Z AND THE FUTURE OF BANKING: AN ANALYSIS OF DIGITAL BANKING ADOPTION. *Jurnal Manajemen Dan Kewirausahaan*, *26*(1), 64–78. https://doi.org/10.9744/jmk.26.1.64-78

Riza, F., & Kurniawan, B. (2024). ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA *MOBILE BANKING* LIVIN' BY MANDIRI MENGGUNAKAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE. In *Jurnal Ismetek ISSN* (Vol. 17, Number 2).

Rosa, I., & Ramadhanu, A. (2025). PENERAPAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOR(KNN) DAN PCA UNTUK KLASIFIKASI APEL HIJAU, APEL FUJI DAN JERUK. In *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)* (Vol. 9, Number 2).

Sari, W. F., Rahim, R., & Adrianto, F. (2023). Analisis Sentiment Review Pengguna BCA Mobile Menggunakan Teks Mining. *Cakrawala Repositori IMWI*, *6*(2), 981–987. https://doi.org/10.52851/cakrawala.v6i2.295

Wati, R., Ernawati, S., & Rachmi, H. (2023). Pembobotan TF-IDF Menggunakan Naïve Bayes pada Sentimen Masyarakat Mengenai Isu Kenaikan BIPIH. *Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA)*, *13*(1), 84–93. https://doi.org/10.34010/jamika.v13i1.9424