

SENTIMENT ANALYSIS OF BPD DIY MOBILE BANKING APPLICATION USING SVM AND KNN METHODS

ANALISIS SENTIMEN APLIKASI MOBILE BANKING BPD DIY DENGAN MENGGUNAKAN METODE SVM DAN KNN

Nabil Fauzan¹, Putry Wahyu Setyaningsih²

^{1,2}Universitas Mercubuana Yogyakarta, Sleman, Yogyakarta

e-mail : nabilfauzan457@gmail.com¹, putryw@mercubuana-yogya.ac.id²

Abstract - This study aims to conduct sentiment analysis on user reviews of the BPD DIY Mobile Banking application available on the Google Play Store. The analysis is crucial due to the increasing number of user complaints regarding technical performance and user experience that have not been systematically addressed. Two machine learning algorithms, the Support Vector Machine (SVM) and the K-Nearest Neighbour (KNN), were used to classify reviews into positive and negative sentiments. The dataset comprises 1,211 user reviews collected through web scraping and processed with comprehensive preprocessing stages, including cleaning, tokenizing, case folding, stopword removal, normalization, and stemming. The novelty of this research lies in the integration of Indonesian-specific preprocessing techniques and a comparative evaluation of two classification models, which are rarely applied in similar studies focused on regional banking applications. The results indicate that SVM outperforms KNN, achieving 81.48% accuracy, 82.30% precision, and 88.50% recall, while KNN only reaches 55.56% accuracy, 63.00% precision, and 65.50% recall. With this level of accuracy, the SVM-based model can be effectively utilized for real-time sentiment monitoring and to identify critical issues in user experience. These findings offer strategic insights for BPD DIY to enhance application quality, particularly in addressing technical problems frequently highlighted by users.

Keywords - Sentiment Analysis, Mobile Banking, SVM, KNN, User Reviews.

Abstrak - Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi Mobile Banking BPD DIY yang tersedia di Google Play Store. Analisis ini penting karena banyaknya keluhan terkait performa teknis dan kenyamanan pengguna yang belum ditindaklanjuti secara sistematis. Studi ini menggunakan dua algoritma machine learning, yaitu Support Vector Machine (SVM) dan K-Nearest Neighbor (KNN), untuk mengklasifikasikan ulasan ke dalam dua kategori: positif dan negatif. Dataset terdiri dari 1.211 ulasan yang dikumpulkan melalui proses web scraping dan diproses menggunakan tahapan preprocessing lengkap: cleaning, tokenizing, case folding, stopword removal, normalisasi, dan stemming. Kebaruan penelitian ini terletak pada penerapan kombinasi preprocessing berbasis bahasa Indonesia serta evaluasi perbandingan dua algoritma klasifikasi yang belum banyak digunakan pada studi serupa dalam konteks aplikasi perbankan daerah. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa algoritma SVM memiliki kinerja lebih unggul dengan akurasi 81,48%, presisi 82,30%, dan recall 88,50%, sedangkan KNN hanya mencapai akurasi 55,56%, presisi 63,00%, dan recall 65,50%. Dengan tingkat akurasi ini, model klasifikasi berbasis SVM berpotensi diterapkan secara langsung untuk memantau persepsi publik dan mengidentifikasi area kritis dalam pengalaman pengguna aplikasi. Temuan ini dapat menjadi dasar strategis bagi BPD DIY untuk memperbaiki kualitas layanan, khususnya dalam aspek performa teknis dan fitur aplikasi yang sering dikeluhkan pengguna.

Kata Kunci - Analisis Sentimen, Mobile Banking, SVM, KNN, Ulasan Pengguna.

I. PENDAHULUAN

Percepatan inovasi di sektor teknologi informasi saat ini telah memberikan pengaruh yang luas terhadap berbagai sektor industri, termasuk sektor keuangan. Transformasi digital telah mendorong perubahan besar dalam cara layanan keuangan disampaikan kepada masyarakat. Di sisi lain, hadirnya perusahaan Financial Technology (FinTech) menambah tantangan bagi institusi perbankan tradisional yang dituntut untuk beradaptasi secara cepat dan inovatif. Apabila bank tidak mampu mengikuti perkembangan teknologi dan menyesuaikan layanan mereka dengan kebutuhan digitalisasi, maka akan berpotensi mengalami disrupsi dalam sistem operasional maupun hubungan dengan nasabah. Salah satu pendekatan strategis yang dapat dilakukan oleh lembaga perbankan untuk meningkatkan kualitas pelayanan sekaligus menjaga loyalitas nasabah adalah dengan mengoptimalkan penggunaan teknologi, khususnya pada platform digital yang sering digunakan oleh nasabah dalam aktivitas perbankan sehari-hari. Pendekatan ini diyakini mampu menghadirkan pengalaman pengguna yang lebih personal, efisien, dan adaptif terhadap kebutuhan nasabah[1].

Bank Pembangunan Daerah Daerah Istimewa Yogyakarta (BPD DIY) merupakan lembaga keuangan daerah yang berperan penting dalam menyediakan layanan perbankan kepada masyarakat Yogyakarta dan sekitarnya. Dalam upaya menjawab tantangan era digital, BPD DIY menghadirkan aplikasi mobile banking (m-banking) sebagai sarana transaksi yang lebih mudah dan cepat. Namun, berdasarkan dokumentasi internal dan ulasan pengguna, aplikasi ini masih mengalami sejumlah kendala teknis. Beberapa keluhan umum mencakup kesulitan akses aplikasi, kegagalan dalam proses transaksi, serta tampilan antarmuka yang kurang responsif[2]. Keluhan-keluhan ini banyak ditemukan pada platform Google Play Store, tempat pengguna tidak hanya memberikan penilaian numerik tetapi juga ulasan dalam bentuk teks yang sering kali berisi informasi yang lebih kaya terkait persepsi dan pengalaman penggunaan[3].

Permasalahan utama yang diangkat dalam penelitian ini adalah belum adanya pemetaan sistematis terhadap persepsi pengguna terhadap aplikasi Mobile Banking BPD DIY, padahal ulasan-ulasan tersebut menyimpan informasi penting yang dapat dimanfaatkan untuk peningkatan kualitas layanan. Skor rating numerik sering kali tidak cukup merepresentasikan kepuasan atau ketidakpuasan secara utuh, sehingga analisis terhadap isi teks ulasan menjadi pendekatan yang lebih tepat. Untuk itu, diperlukan metode yang dapat mengklasifikasikan ulasan pengguna ke dalam kategori sentimen positif atau negatif secara otomatis dan efisien.

Untuk memperoleh informasi dari ulasan pengguna, salah satu pendekatan yang dapat diterapkan adalah analisis sentimen. Teknik ini termasuk dalam ranah pengolahan bahasa alami (Natural Language Processing/NLP), yang berfungsi untuk mengidentifikasi makna subjektif atau perasaan yang terkandung dalam data teks, kemudian menentukan kecenderungannya ke dalam kelompok sentimen positif atau negatif[4].

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis sentimen terhadap 1.211 ulasan pengguna aplikasi Mobile Banking BPD DIY yang diperoleh dari Google Play Store. Ulasan tersebut akan diklasifikasikan menggunakan dua algoritma pembelajaran mesin, yaitu Support Vector Machine (SVM) dan K-Nearest Neighbor (KNN), untuk mengetahui model mana yang memberikan hasil terbaik. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran persepsi publik terhadap aplikasi dan memberikan masukan strategis bagi pengembang untuk peningkatan layanan.

II. SIGNIFIKASI STUDI

A. Studi Literatur

Analisis sentimen banyak dimanfaatkan dalam berbagai studi untuk menilai kepuasan pengguna terhadap layanan publik, evaluasi produk digital, hingga respons masyarakat terhadap isu sosial. Dalam penelitian ini, digunakan dua algoritma pembelajaran mesin yaitu SVM dan KNN untuk mengklasifikasikan sentimen dari ulasan pengguna aplikasi Mobile Banking BPD DIY. SVM bekerja dengan membentuk batas keputusan optimal yang mampu memisahkan kelas data, baik pada distribusi linear maupun non-linear[5]. Di sisi lain, KNN mengklasifikasikan data berdasarkan mayoritas kelas dari tetangga terdekat berdasarkan jarak[6]. Kedua algoritma ini dipilih karena memiliki pendekatan klasifikasi yang berbeda namun saling melengkapi dalam konteks data teks.

Berbagai penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa SVM secara konsisten memberikan hasil yang lebih akurat dibandingkan KNN dalam analisis sentimen. Misalnya, studi tentang opini masyarakat terhadap vaksin Sinovac di Twitter menunjukkan akurasi SVM sebesar 70% dan KNN sebesar 56%[7]. Studi lain terhadap ulasan aplikasi Home Credit melaporkan akurasi SVM sebesar 88%, sedangkan KNN hanya 79%.[8]. Studi pada ChatGPT di Google Play Store juga menunjukkan dominasi SVM dengan akurasi 80% dibandingkan 71% milik KNN[9]. Bahkan pada aplikasi POLRI Super App, SVM dengan kernel linear mencatat akurasi tertinggi 89,67% dibandingkan KNN sebesar 87,25%[10].

Namun demikian, sebagian besar studi tersebut dilakukan pada aplikasi komersial berskala nasional atau berbasis AI. Belum banyak penelitian yang secara spesifik mengangkat konteks aplikasi perbankan daerah seperti BPD DIY, yang memiliki karakteristik pengguna lokal dengan gaya bahasa informal khas Indonesia. Selain itu, jumlah ulasan yang digunakan dalam studi ini mencapai 1.211 data lebih besar dibanding rata-rata studi sejenis sehingga memberikan cakupan analisis yang lebih lengkap.

Penelitian ini juga memberikan kontribusi praktis bagi BPD DIY sebagai lembaga penyedia layanan digital perbankan. Hasil klasifikasi sentimen dapat menjadi dasar pengambilan keputusan untuk meningkatkan kualitas fitur aplikasi, memperbaiki aspek teknis yang paling sering dikeluhkan pengguna (seperti error dan lambat), serta mempertahankan fitur yang paling diapresiasi. Lebih jauh, penelitian ini dapat dijadikan acuan untuk membangun sistem feedback analyzer berbasis AI yang memantau ulasan pengguna secara otomatis dari waktu ke waktu.

Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi akademik melalui perbandingan kinerja algoritma klasifikasi, tetapi juga kontribusi praktis bagi pemangku kepentingan, khususnya dalam konteks digitalisasi layanan publik perbankan di daerah.

1. *Web Scrapping Data*

Web scraping merupakan metode pengambilan data secara otomatis dari platform digital, dalam hal ini dilakukan melalui Google Play Store dengan menggunakan bantuan bahasa pemrograman Python. Penelitian ini menerapkan teknik web scraping untuk mengumpulkan data ulasan pengguna pada aplikasi BPD DIY Mobile yang tersedia di platform tersebut. Dari proses tersebut berhasil diperoleh sebanyak 1.211 ulasan pengguna, yang kemudian dijadikan sebagai dataset utama dalam proses analisis sentimen terhadap persepsi pengguna aplikasi tersebut[11].

2. *Preprocessing Data*

Preprocessing mencakup serangkaian tahapan yang dilakukan terhadap data sebelum memasuki proses analisis lebih lanjut. Tujuan utama preprocessing adalah untuk membersihkan dan mempersiapkan data teks, sehingga lebih mudah diproses oleh sistem. Tahapan preprocessing

dalam penelitian ini meliputi Cleaning, Tokenize, Case Folding, Stopword Removal, Normalisasi, dan Steming Data.

3. Labeling

Labeling merupakan tahapan pengelompokan data ke dalam dua kategori utama, yaitu positif dan negatif, yang ditentukan berdasarkan skor sentimen. Skor sentimen ini diperoleh dengan merujuk pada kamus sentimen positif dan negatif yang telah banyak digunakan dalam berbagai penelitian terdahulu[12].

4. Klasifikasi Metode

Algoritma Support Vector Machine (SVM) dan K-Nearest Neighbor (K-NN) merupakan metode yang sering digunakan dalam bidang text mining, terutama untuk proses klasifikasi teks. Kedua algoritma ini bekerja dengan cara mengenali pola dan karakteristik dalam data latih untuk kemudian mengklasifikasikan data baru. Penelitian ini difokuskan pada penerapan klasifikasi sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi BPD DIY Mobile yang diambil dari Google Play Store.

5. Visualisasi Word Cloud

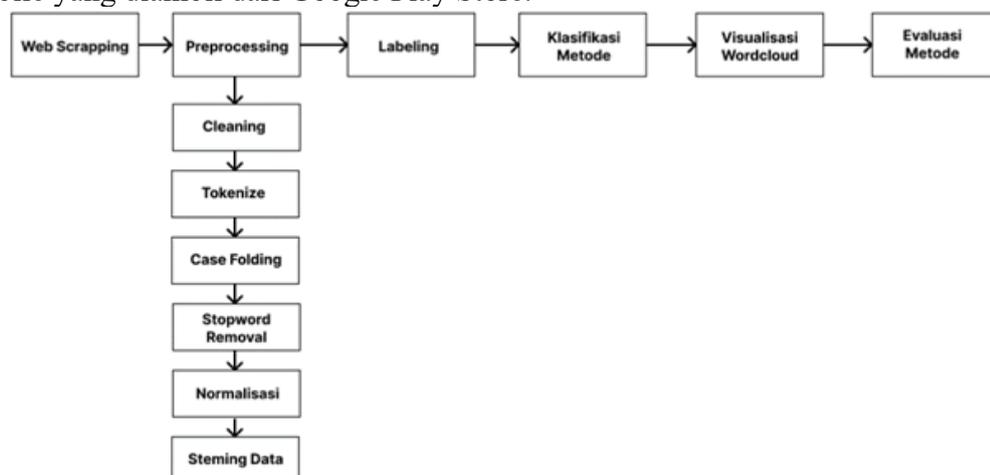
Word Cloud merupakan representasi visual dari sekumpulan teks yang menampilkan frekuensi kemunculan kata dalam bentuk ukuran huruf. Semakin sering suatu kata muncul dalam teks, maka semakin besar ukuran huruf yang digunakan untuk menampilkannya. Sebaliknya, kata dengan frekuensi kemunculan yang rendah akan ditampilkan dengan ukuran huruf yang lebih kecil. Visualisasi ini mempermudah dalam mengidentifikasi kata-kata yang dominan pada suatu dokumen secara intuitif.

6. Evaluasi Model

Data yang telah diproses dilabeli dengan dua kategori sentimen, yaitu positif dan negatif. Data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data training yang dilabeli secara manual dan data testing yang digunakan untuk menguji performa algoritma SVM dan K-NN. Implementasi dilakukan dengan menerapkan model klasifikasi pada data testing, dan hasil prediksi kemudian dievaluasi menggunakan confusion matrix. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan beberapa metrik pengukuran, yaitu akurasi, presisi, dan recall, untuk mengetahui tingkat performa dari masing-masing algoritma.

B. Metodologi Penelitian

Penelitian ini difokuskan pada penerapan klasifikasi sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi BPD DIY Mobile yang diambil dari Google Play Store.



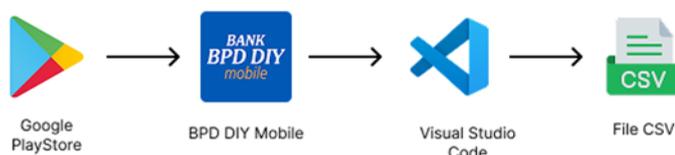
Gambar 1. Alur Jalan Penelitian

Gambar 1 menampilkan diagram alir tahapan penelitian yang diawali dengan proses web scraping menggunakan bahasa pemrograman Python. Data yang diperoleh kemudian melalui tahap preprocessing, Selanjutnya data yang telah diproses dilabeli dengan dua kategori sentimen, yaitu positif dan negatif. Data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data training yang dilabeli secara manual dan data testing yang digunakan untuk menguji performa algoritma SVM dan K-NN. Implementasi dilakukan dengan menerapkan model klasifikasi pada data testing, dan hasil prediksi kemudian dievaluasi menggunakan confusion matrix. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan beberapa metrik pengukuran, yaitu akurasi, presisi, dan recall, untuk mengetahui tingkat performa dari masing-masing algoritma[13]

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Web Scrapping Data

Pengumpulan data dilakukan menggunakan pendekatan web scraping, yaitu teknik yang digunakan untuk mengekstraksi informasi dari halaman-halaman situs web, termasuk Google Play Store. Dalam penelitian ini, data ulasan pengguna aplikasi BPD DIY Mobile diperoleh melalui proses web scraping yang diimplementasikan menggunakan Visual Studio Code (VS Code). Gambar 2 menggambarkan alur tahapan web scraping yang digunakan dalam membentuk dataset ulasan aplikasi tersebut.



Gambar 2. Proses Web Scrapping

Pengumpulan data dilakukan dengan melakukan scraping terhadap ulasan pengguna aplikasi BPD DIY Mobile yang tersedia di platform Google Play Store. Proses pengambilan data dilakukan menggunakan Visual Studio Code (VS Code) dengan jumlah data yang berhasil dikumpulkan sebanyak 1.211 ulasan. Adapun variabel yang diambil meliputi nama pengguna (username), penilaian pengguna terhadap aplikasi (rating), isi ulasan (review text), serta tanggal ulasan (date). Data yang berhasil diperoleh melalui proses web scraping disimpan dalam format Comma Separated Values (CSV) guna mempermudah tahap pemrosesan dan analisis data selanjutnya.

B. Preprocessing Data

Tahap Cleaning merupakan langkah awal dalam preprocessing yang bertujuan membersihkan data dari elemen-elemen yang tidak relevan. Pada proses ini digunakan operator replace untuk menghapus elemen seperti URL, tag HTML, emoji, simbol, dan angka dari teks ulasan agar menjadi lebih bersih dan terstruktur. Dengan begitu, hasil ulasan yang diolah menjadi lebih fokus pada isi sebenarnya tanpa gangguan karakter tambahan yang tidak penting.[14]

Tabel I. HASIL CLEANING KATA

Sebelum	Sesudah
🏦 Aplikasi Mobile Banking BPD DIY mantap! Tapi error terus	Aplikasi Mobile Banking BPD DIY mantap Tapi error terus

Tahap selanjutnya adalah Tokenize. Tokenizing merupakan proses segmentasi teks menjadi elemen-elemen kata dasar yang disebut token guna memudahkan analisis lanjutan. Proses ini juga

menghapus tanda baca yang tidak diperlukan. Misalnya, kalimat "Layanan cepat, aman, dan terpercaya." akan dipisahkan menjadi token-token seperti ["layanan", "cepat", "aman", "dan", "terpercaya"][15]

Tabel II. HASIL TOKENIZE KATA

Sebelum	Sesudah
Aplikasi Mobile Banking BPD DIY mantap Tapi error terus	['Aplikasi', 'Mobile', 'Banking', 'BPD', 'DIY', 'mantap', 'Tapi', 'error', 'terus']

Tahap selanjutnya adalah Case Folding. Transformasi huruf dilakukan dengan mengubah seluruh karakter menjadi huruf kecil. Tujuannya agar tidak ada perbedaan pengolahan antara kata yang ditulis dengan huruf besar maupun kecil.[16]

Tabel III. HASIL CASE FOLDING

Sebelum	Sesudah
'Aplikasi', 'Mobile', 'Banking', 'BPD', 'DIY', 'mantap', 'Tapi', 'error', 'terus'	'aplikasi', 'mobile', 'banking', 'bpd', 'diy', 'mantap', 'tapi', 'error', 'terus'

Tahap selanjutnya adalah Stopword Removal. langkah ini bertujuan mengeliminasi kata-kata umum yang dianggap kurang bermakna dalam analisis berarti dalam analisis sentimen, seperti "yang", "dari", "adalah", dan sebagainya. Sebagai contoh, kalimat "Aplikasi ini adalah salah satu yang terbaik" setelah Stopword dihapus menjadi "aplikasi terbaik"[17]

Tabel IV. HASIL STOPWORD REMOVAL

Sebelum	Sesudah
'aplikasi', 'mobile', 'banking', 'bpd', 'diy', 'mantap', 'tapi', 'error', 'terus'	'aplikasi', 'mobile', 'banking', 'bpd', 'diy', 'mantap', 'error'

Tahap selanjutnya adalah Normalisasi. Normalisasi merupakan proses yang bertujuan untuk menyeragamkan teks dengan cara mengganti kata-kata tidak baku, singkatan, atau istilah gaul menjadi bentuk kata yang sesuai dengan kaidah bahasa yang benar. Langkah ini penting agar sistem dapat memahami setiap kata secara konsisten dalam proses analisis teks.[18]

Tabel V. HASIL NORMALISASI KATA

Sebelum	Sesudah
"aplikasi ini bgs bgt tp kadang2 lemot"	"aplikasi ini bagus banget tapi kadang-kadang lemot"

Tahap terakhir Steming Data. Steming Data merupakan proses untuk mengembalikan kata-kata berimbuhan ke bentuk dasarnya. Langkah ini penting dalam tahapan prapemrosesan teks karena dapat menyederhanakan variasi kata dan meningkatkan kinerja algoritma klasifikasi.[19]

Tabel VI. HASIL STEMING DATA

Sebelum	Sesudah
"saya menggunakan aplikasi ini dan sangat menyukainya"	"saya guna aplikasi ini dan sangat suka"

C. Labeling

Setelah menyelesaikan tahapan preprocessing, langkah selanjutnya adalah pelabelan data. Proses pelabelan dilakukan secara manual dengan membagi dataset menjadi dua bagian, yaitu data latih

dan data uji. Dari total 1.211 data hasil cleansing, sebanyak 968 data digunakan sebagai data latih dan telah diberi label positif atau negatif secara manual. Sementara itu, sebanyak 243 data digunakan sebagai data uji untuk mengimplementasikan algoritma klasifikasi SVM dan KNN pada aplikasi Mobile Banking BPD DIY.

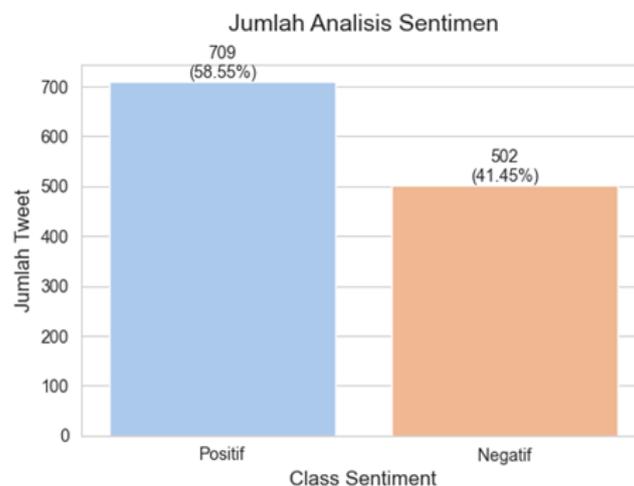
Tabel VII. HASIL LABELING DATA

Ulasan	Label
Gagal login terus padahal jaringan bagus tolong perbaiki	Negatif
Aplikasi lemot dan sering error	Negatif
Mudah digunakan untuk bayar tagihan	Positif
Tampilan aplikasinya menarik dan proses transaksi cepat.	Positif

D. Klasifikasi Metode

Dari total 1.211 data ulasan yang telah melalui proses pembersihan (cleansing), sebanyak 968 data digunakan sebagai data latih yang telah dilabeli secara manual ke dalam dua kategori, yaitu positif dan negatif. Sementara itu, 243 data sisanya dijadikan data uji untuk mengimplementasikan algoritma klasifikasi Support Vector Machine (SVM) dan K-Nearest Neighbor (KNN). Proses implementasi dimulai dengan membentuk data latih yang diperoleh dari file CSV berisi ulasan pengguna, baik sebelum maupun sesudah diberi label. Tahapan preprocessing yang diterapkan mencakup cleaning, tokenizing, case folding, stopword removal, normalisasi, dan stemming. Setelah proses tersebut, algoritma SVM dan KNN digunakan untuk melakukan pelatihan dan evaluasi model.

Model yang dihasilkan beserta data latihnya kemudian disimpan sebagai bagian dari proses pembentukan model klasifikasi yang akan digunakan pada tahap evaluasi selanjutnya. Hasil implementasi menunjukkan bahwa sentimen positif mendominasi dengan persentase sebesar 58,55%, yang terdiri dari 709 ulasan. Sementara itu, sentimen negatif tercatat sebesar 41,45%, dengan jumlah sebanyak 502 ulasan. Temuan ini mengindikasikan bahwa sebagian besar pengguna memberikan ulasan yang bersifat positif terhadap aplikasi yang dianalisis. Gambar 5 menunjukkan diagram dari implementasi.

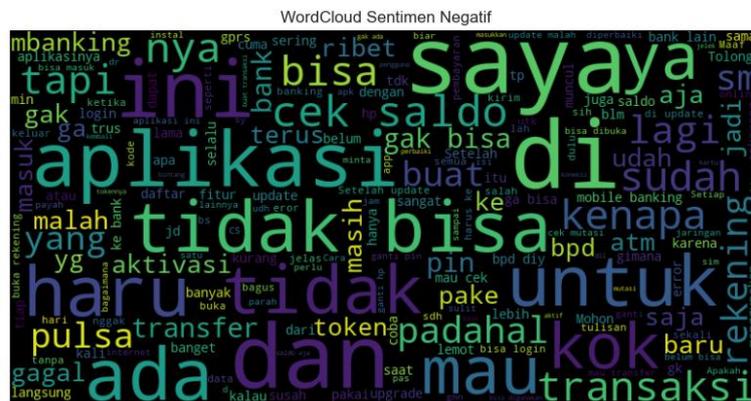


Gambar 3. Diagram Hasil Analisis Sentimen

E. Visualisasi Word Cloud

Word Cloud merupakan representasi visual dari sekumpulan teks yang menampilkan frekuensi kemunculan kata dalam bentuk ukuran huruf. Semakin sering suatu kata muncul dalam teks, maka semakin besar ukuran huruf yang digunakan untuk menampilkannya. Sebaliknya, kata dengan

frekuensi kemunculan yang rendah akan ditampilkan dengan ukuran huruf yang lebih kecil. Visualisasi ini mempermudah dalam mengidentifikasi kata-kata yang dominan pada suatu dokumen secara intuitif.[20]



Gambar 4. Word Cloud Sentimen Negatif



Gambar 5. Word Cloud Sentimen Positif

Gambar 4 dan 5 menampilkan Word Cloud untuk masing-masing sentimen. Pada Word Cloud sentimen negatif, kata-kata seperti "error", "lemot", dan "gagal" tampak mendominasi, mengindikasikan bahwa kendala teknis menjadi masalah utama pengguna. Sebaliknya, kata "mudah", "cepat", dan "praktis" sering muncul pada Word Cloud positif, mencerminkan kepuasan terhadap kemudahan penggunaan aplikasi. Analisis ini menunjukkan bahwa pengembang perlu memprioritaskan perbaikan performa teknis untuk meningkatkan persepsi pengguna.

F. *Evaluasi Metode*

Tahap evaluasi merupakan bagian akhir dari proses klasifikasi yang bertujuan untuk menilai kinerja model dalam mengelompokkan data secara akurat. Pada penelitian ini, evaluasi dilakukan dengan menggunakan metode confusion matrix yang mampu menyajikan informasi detail mengenai hasil prediksi model. Melalui confusion matrix, diperoleh beberapa metrik evaluasi penting seperti accuracy, precision, dan recall. Recall atau True Positive Rate mengukur sejauh mana model mampu mengenali data positif secara benar dari seluruh data positif yang ada. Precision atau Positive Predictive Value menunjukkan rasio data yang diprediksi sebagai positif yang benar-benar termasuk dalam kelas positif. Sementara itu, akurasi menggambarkan tingkat keseluruhan prediksi yang benar dibandingkan dengan total data yang diuji. Ketiga metrik ini digunakan sebagai indikator untuk mengukur sejauh mana model klasifikasi dalam hal ini algoritma SVM dan KNN mampu memberikan hasil yang optimal dalam analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi Mobile Banking BPD DIY.[21] Hasil perbandingan confusion matrix pada kedua metode tersebut ada pada Table VIII

Tabel VIII. HASIL CONFUSION MATRIX

Actual	Negatif (SVM)	Positif (SVM)	Negatif (KNN)	Positif (KNN)
Negatif	67 (TN)	28 (FP)	38 (TN)	57 (FP)
Positif	17 (FN)	131 (TP)	51 (FN)	97 (TP)

Perhitungan matrix evaluasi seperti akurasi, presisi, dan recall dilakukan dengan mengacu pada hasil dari confusion matrix pada metode SVM dan KNN

$$\text{Akurasi SVM} = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} = \frac{131+67}{131+67+28+17} = \frac{198}{243} = 0.8148 = 81.48\% \tag{1}$$

$$\text{Presisi SVM} = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{131}{131+28} = \frac{131}{159} = 0.823 \tag{2}$$

$$\text{Recall SVM} = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{131}{131+17} = \frac{131}{148} = 0.885 \tag{3}$$

$$\text{Akurasi KNN} = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} = \frac{97+51}{97+38+57+51} = \frac{148}{243} = 0.6087 = 60.87\% \tag{1}$$

$$\text{Presisi KNN} = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{97}{97+38} = \frac{97}{135} = 0.7185 \tag{2}$$

$$\text{Recall KNN} = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{97}{97+51} = \frac{97}{148} = 0.6554 \tag{3}$$

SVM menunjukkan performa lebih unggul karena mampu membentuk hyperplane optimal untuk memisahkan data ulasan positif dan negatif secara efisien, bahkan pada data yang tidak terdistribusi secara linear. Hal ini kontras dengan KNN yang sangat bergantung pada struktur lokal dan jarak antar data, yang bisa menimbulkan kesalahan klasifikasi jika terdapat noise atau distribusi data yang tidak merata. Selain itu, penggunaan fitur representasi TF-IDF membantu SVM mengenali kata-kata dominan secara lebih efektif, sedangkan KNN kurang sensitif terhadap bobot fitur semacam itu.

Untuk memperkuat temuan ini, tabel berikut menyajikan perbandingan akurasi algoritma SVM dan KNN pada beberapa studi terdahulu:

Tabel IX. HASIL PERBANDINGAN PENELITIAN SEBELUMNYA

Penelitian	Metode	Akurasi SVM	Akurasi KNN
Penelitian ini (BPD DIY)	SVM/KNN	81,48%	55,56%
ChatGPT	SVM/KNN	80%	70%
Home Credit	SVM/KNN	88%	79%
POLRI Super App	SVM/KNN	89,67%	87,25%
Vaksin Sinovac	SVM/KNN	70%	56%

Dari tabel IX tersebut terlihat bahwa meskipun akurasi SVM dalam penelitian ini belum setinggi studi lain seperti Home Credit atau POLRI Super App, namun perbedaannya masih dalam rentang wajar mengingat variasi dataset dan domain aplikasi. Hal ini menunjukkan bahwa SVM secara konsisten memberikan performa yang lebih baik daripada KNN pada berbagai domain ulasan aplikasi.

Selain itu, penting untuk mencermati keterbatasan data. Seluruh 1.211 ulasan dikumpulkan dari Google Play Store dalam kurun waktu yang tidak dijelaskan secara rinci. Hal ini membuka potensi bias temporal, seperti dominasi ulasan negatif ketika aplikasi mengalami gangguan teknis. Selain itu, ulasan pada platform digital umumnya berasal dari pengguna yang memiliki pengalaman sangat baik atau sangat buruk, sehingga kurang merepresentasikan keseluruhan populasi pengguna. Faktor-faktor ini dapat memengaruhi hasil klasifikasi dan harus dipertimbangkan dalam interpretasi akhir penelitian.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis sentimen terhadap 1.211 ulasan pengguna aplikasi Mobile Banking BPD DIY yang dikumpulkan melalui Google Play Store, algoritma Support Vector Machine (SVM) terbukti menghasilkan performa klasifikasi yang lebih baik dibandingkan dengan K-Nearest Neighbor (KNN). SVM berhasil mencapai akurasi sebesar 81,48%, presisi 82,30%, dan recall 88,50%, sedangkan KNN hanya mencapai akurasi 55,56%, presisi 63,00%, dan recall 65,50%. Hasil ini menunjukkan bahwa SVM lebih stabil dan efektif dalam mengenali pola sentimen dari teks ulasan pengguna. Keunggulan SVM dalam klasifikasi ini dapat dimanfaatkan oleh pengembang aplikasi BPD DIY sebagai dasar dalam menyusun sistem pemantauan opini pengguna secara otomatis. Temuan dominasi kata negatif seperti “error”, “lemot”, dan “gagal login” pada Word Cloud menandakan bahwa aspek performa teknis dan aksesibilitas merupakan perhatian utama pengguna. Oleh karena itu, pengembang disarankan untuk memprioritaskan perbaikan pada fitur-fitur inti seperti kecepatan respon aplikasi, kestabilan sistem, dan mekanisme login agar dapat meningkatkan kepuasan pengguna secara menyeluruh. Di sisi lain, temuan dari sentimen positif seperti “mudah”, “cepat”, dan “praktis” dapat dijadikan indikator keberhasilan fitur tertentu yang patut dipertahankan dan dikembangkan. Rekomendasi lanjutan juga meliputi integrasi sistem notifikasi atau chatbot yang mampu mendeteksi keluhan pengguna dari ulasan dan menyalurkannya ke tim pengembang sebagai bagian dari sistem feedback berbasis AI. Untuk pengembangan riset ke depan, disarankan penggunaan algoritma ensemble seperti Random Forest, XGBoost, atau Voting Classifier, yang dapat menggabungkan kekuatan beberapa model sekaligus untuk meningkatkan akurasi klasifikasi. Selain itu, penelitian lanjutan sebaiknya mencakup pendekatan analisis topikal dan emosi agar hasil yang diperoleh tidak hanya terbatas pada dua kutub sentimen (positif/negatif), tetapi juga menyentuh aspek kekhawatiran, kemarahan, kebingungan, atau kepuasan pengguna. Penelitian ini juga memiliki keterbatasan yang perlu dicatat. Data ulasan hanya diambil dari satu platform (Google Play Store) dan dalam satu periode waktu, sehingga berpotensi mengandung bias temporal. Selain itu, variasi gaya bahasa, slang, atau singkatan khas pengguna Indonesia dapat menyulitkan proses normalisasi dan stemming, yang berakibat pada potensi kesalahan klasifikasi. Model yang dilatih juga berisiko mengalami overfitting terhadap dataset terbatas jika tidak divalidasi lebih luas. Oleh karena itu, diperlukan strategi pengumpulan data yang lebih menyeluruh, serta uji validasi silang untuk memastikan generalisasi model ke data baru. Secara keseluruhan, metode SVM direkomendasikan sebagai pendekatan yang andal untuk analisis sentimen pada ulasan digital, dan dapat dimanfaatkan oleh BPD DIY untuk meningkatkan kualitas layanan berbasis umpan balik pengguna secara lebih responsif dan terukur.

REFERENSI

- [1] R. Eko Indrajit and E. Dazki, “Kesiapan Teknologi Informasi Perbankan Hadapi Revolusi Industri Era 4.0”, [Online]. Available: <http://jurnal.mdp.ac.id>
- [2] D. A. Gunawan, Y. Istanto, and T. Kusmantini, “PENGARUH E-SERVICE QUALITY DAN E-TRUST TERHADAP E-SATISFACTION DAN E-LOYALTY NASABAH PENGGUNA MOBILE BANKING BPD DIY,” *Jurnal Muhammadiyah Manajemen Bisnis*, vol. 4, no. 2, p. 55, Sep. 2023, doi: 10.24853/jmmb.4.2.55-62.
- [3] N. Putri Husain, A. Febriana Syam, and R. Mustikosari, “Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Tiktok pada Google Play Store Berbasis TF-IDF dan Support Vector Machine,” 2024. [Online]. Available: <https://images.app.goo.gl/hC6494uW637VmYVW9>
- [4] P. Amira Sumitro *et al.*, “Terbit online pada laman web jurnal: <https://ejurnalunsam.id/index.php/jicom/> Analisis Sentimen Terhadap Vaksin Covid-19 di

- Indonesia pada Twitter Menggunakan Metode Lexicon Based”, [Online]. Available: <https://developer.twitter.com>
- [5] F. Upa and S. Profesional Makassar, “ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA TWITER MENGGUNAKAN METODE SVM-KNN Analysis of Twiter User Sentiment Using SVM-KNN Method,” *Nusantara Hasana Journal*, vol. 3, no. 12, p. Page, 2024.
- [6] N. Raisa, N. Riza, and W. I. Rahayu, “ANALISIS SENTIMEN MENGGUNAKAN SVM DAN KNN PADA REVIEW DRAMA KOREA DI MYDRAMALIST,” 2023.
- [7] A. Baita and N. Cahyono, “ANALISIS SENTIMEN MENGENAI VAKSIN SINOVAC MENGGUNAKAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) DAN K-NEAREST NEIGHBOR (KNN).”
- [8] “Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Home Credit dengan Metode SVM dan KNN”, [Online]. Available: <https://ejournal.mediaantartika.id/index.php/jka>
- [9] A. S. Pamungkas and N. Cahyono, “Analisis Sentimen Review ChatGPT di Play Store menggunakan Support Vector Machine dan K-Nearest Neighbor,” *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, vol. 8, no. 1, pp. 1–10, Jun. 2024, doi: 10.29408/edumatic.v8i1.24114.
- [10] L. A. Susanto, “KOMPARASI MODEL SUPPORT VECTOR MACHINE DAN K-NEAREST NEIGHBOR PADA ANALISIS SENTIMEN APLIKASI POLRI SUPER APP,” *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 2, Apr. 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i2.4152.
- [11] J. Homepage, N. C. Agustina, D. Herlina Citra, W. Purnama, C. Nisa, and A. Rozi Kurnia, “MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science The Implementation of Naïve Bayes Algorithm for Sentiment Analysis of Shopee Reviews on Google Play Store Implementasi Algoritma Naive Bayes untuk Analisis Sentimen Ulasan Shopee pada Google Play Store,” vol. 2, pp. 47–54, 2022.
- [12] M. I. Ahmadi, D. Gustian, and F. Sembiring, “Analisis Sentiment Masyarakat terhadap Kasus Covid-19 pada Media Sosial Youtube dengan Metode Naive bayes,” 2021.
- [13] F. I. Wibowo and A. Febriandirza, “Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Game Pubg Di Google Play Store Menggunakan Algoritma Naïve Bayes,” *Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON)*, vol. 5, no. 3, p. 590, Mar. 2024, doi: 10.30865/json.v5i3.7264.
- [14] H. Tuhuteru and U. Kristen Indonesia Maluku Jl Ot Pattimaipauw, “Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Pembatasan Sosial Berksala Besar Menggunakan Algoritma Support Vector Machine.”
- [15] D. Alita and A. Rahman, “Pendeteksian Sarkasme pada Proses Analisis Sentimen Menggunakan Random Forest Classifier,” 2020.
- [16] I. Habib Kusuma and N. Cahyono, “Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Penggunaan E-Commerce Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor,” vol. 8, no. 3, 2023.
- [17] Syahril Dwi Prasetyo, Shofa Shofiah Hilabi, and Fitri Nurapriani, “Analisis Sentimen Relokasi Ibukota Nusantara Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan KNN,” *Jurnal KomtekInfo*, pp. 1–7, Jan. 2023, doi: 10.35134/komtekinfo.v10i1.330.
- [18] S. Khairunnisa, A. Adiwijaya, and S. Al Faraby, “Pengaruh Text Preprocessing terhadap Analisis Sentimen Komentar Masyarakat pada Media Sosial Twitter (Studi Kasus Pandemi COVID-19),” *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, vol. 5, no. 2, p. 406, Apr. 2021, doi: 10.30865/mib.v5i2.2835.
- [19] M. Adnan Nur, N. Wardhani, and C. Author, “Optimasi Normalisasi Kata Pada Data Twitter Untuk Meningkatkan Akurasi Analisis Sentimen (Studi Kasus Respon Masyarakat Terhadap Layanan Teman Bus).” [Online]. Available: <https://elektroda.uho.ac.id/>
- [20] I. Tri Julianto, “Analisis Sentimen Terhadap Sistem Informasi Akademik Mahasiswa Institut Teknologi Garut.” [Online]. Available: <https://jurnal.itg.ac.id/>
- [21] G. Rininda, I. H. Santi, and S. Kirom, “PENERAPAN SVM DALAM ANALISIS SENTIMEN PADA EDLINK MENGGUNAKAN PENGUJIAN CONFUSION MATRIX,” 2023.