

Analisis Sentimen dari Data Ulasan *Play Store* terhadap Aplikasi *Mobile Banking*

Hudan Wahyudin *

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Islam Bandung, Indonesia.

hudanwhydin@email.com

Abstract. Advances in information technology have driven the transformation of banking services, one of which is through mobile banking. This study aims to analyze sentiment toward the Bank Rakyat Indonesia (BRI) and Bank Syariah Indonesia (BSI) applications based on reviews on the Google Play Store, as well as to compare the performance of the K-Nearest Neighbors (KNN), Support Vector Machine (SVM), Random Forest, and Naive Bayes methods. The data used consists of 6,000 reviews for each app, collected between January and July 2024. The analysis process includes data pre-processing, sentiment labeling, training and evaluating models using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. The results showed that Random Forest and Naive Bayes performed best, with the highest accuracy for the BRI app at 81% and BSI at 78%. Overall, BRI maintained a positive trend and demonstrated a strong digital reputation, while BSI still needs to continue improving its authentication system and service response to reduce negative sentiment.

Keywords: *Analyze Sentiment, BRI, BSI, Mobile Banking, Play Store.*

Abstrak. Perkembangan teknologi informasi telah mendorong transformasi layanan perbankan, salah satunya melalui mobile banking. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen pengguna terhadap aplikasi Bank Rakyat Indonesia (BRI) dan Bank Syariah Indonesia (BSI) berdasarkan ulasan di Google Play Store, serta membandingkan performa metode *K-Nearest Neighbors* (KNN), *Support Vector Machine* (SVM), *Random Forest*, dan *Naive Bayes*. Data yang digunakan berupa 6.000 ulasan untuk masing-masing aplikasi, diambil pada periode Januari–Juli 2024. Proses analisis meliputi *pre-processing data*, *labeling* sentimen, melatih dan mengevaluasi model menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score.. Hasil menunjukkan bahwa Random Forest dan Naive Bayes memiliki kinerja terbaik, dengan akurasi tertinggi pada aplikasi BRI sebesar 81% dan BSI sebesar 78%. Secara keseluruhan, BRI berhasil mempertahankan tren positif dan menunjukkan reputasi digital yang kuat, sedangkan BSI masih perlu terus menyempurnakan sistem autentikasi dan respons layanan untuk mengurangi sentimen negatif.

Kata Kunci: *Analisis Sentimen, BRI, BSI, Mobile Banking, Play Store.*

A. Pendahuluan

Pertumbuhan teknologi informasi dan internet menyuguhkan kemudahan dengan terwujud suatu pola-pola yang baru dalam proses bisnis di perusahaan (Novita et al., 2022). Sebagaimana Allah SWT berfirman dalam Al-Qur'an Surat Al-'Alaq ayat 1-5, ayat ini mengisyaratkan bahwa Allah SWT mengajarkan manusia menggunakan berbagai media dan teknologi dalam memberikan kemudahan bagi kehidupan manusia, termasuk dalam hal transaksi keuangan modern seperti *mobile banking*. *Mobile banking* merupakan salah satu bukti peningkatan proses bisnis di sektor perbankan Indonesia. Layanan M-Banking ini memungkinkan nasabah untuk melakukan perdagangan dan keuangan seperti melihat riwayat transaksi, memeriksa saldo saat ini, dan melakukan aktivitas lain tanpa harus pegi ke bank atau ATM bank terkait (Pratama et al., 2023).

Dalam era digital saat ini, aplikasi *mobile banking* semakin banyak digunakan oleh masyarakat, termasuk aplikasi dari Bank Rakyat Indonesia (BRI) dan Bank Syariah Indonesia (BSI). Penggunaan aplikasi ini tidak hanya memudahkan transaksi keuangan, tetapi juga memberikan kemudahan dalam mengelola keuangan sehari-hari. Namun, dengan meningkatnya jumlah pengguna, muncul tantangan dalam mengevaluasi performa aplikasi tersebut berdasarkan umpan balik pengguna yang tercermin dalam ulasan di Google Play Store.

Ulasan pengguna berisi dua bagian, yaitu nilai rating dan opini secara tekstual. Nilai rating menunjukkan penilaian menyeluruh pengalaman pengguna memakai skala numerik, namun opini tekstual mampu bercerita lebih mendalam (Ilmawan & Winarko, 2015). Menurut Watrionthos et al. (2019) ulasan dari pengguna di Play Store, dibagi menjadi dua yaitu ada ulasan positif dan negatif seperti keluhan, opini, atau saran. Untuk itu, perlu dilanjutkan uji lanjut. Salah satu metode yang efektif yang dapat digunakan ialah analisis sentiment.

Analisis sentimen merupakan suatu teknik yang bertujuan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan polaritas pendapat dan kritik yang terkandung dalam teks menjadi positif, negatif, atau netral (Samsir et al., 2021). Dalam konteks ini, terdapat beberapa metode analisis sentimen yang dapat diterapkan, termasuk K-Nearest Neighbors (KNN), Support Vector Machine (SVM), Random Forest, dan Naive Bayes.

Beberapa penelitian terdahulu telah dilakukan terkait analisis sentimen pada ulasan aplikasi *mobile banking*. Penelitian Munandar et al. (2024) menganalisis ulasan aplikasi tiga *mobile banking* menggunakan metode KNN dan akurasi yang dicapai masing-masing 82.9%, 70.3% dan 71.35%. Sementara itu, Adelia Irawan et al. (2024) menggunakan Naive Bayes untuk menganalisis ulasan *mobile banking* dan berhasil mendapatkan akurasi sebesar 89%. Namun, penelitian-penelitian tersebut masih memiliki keterbatasan dalam hal jumlah dataset yang relatif kecil dan belum mengintegrasikan analisis rating numerik dengan sentimen tekstual secara komprehensif. Selain itu, belum banyak penelitian yang membandingkan performa berbagai metode klasifikasi dalam konteks analisis sentimen aplikasi *mobile banking syariah*.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis perbandingan pada aplikasi *mobile banking* BRI dan BSI melalui sentimen pengguna yang terdapat pada ulasan Google Play Store. Penelitian ini akan menentukan dan mengimplementasikan metode analisis sentimen yang paling optimal untuk menghasilkan evaluasi yang akurat dan informatif mengenai kualitas layanan kedua aplikasi *mobile banking* tersebut. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan yang bermanfaat bagi pengembangan dan peningkatan kualitas layanan *mobile banking* di Indonesia.

B. Metode

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data *review* aplikasi *mobile banking* dari Bank Syariah Indonesia (BSI) dan Bank Republik Indonesia (BRI). Data ini diambil dari platform Play Store dan mencakup dua variabel utama, yaitu konten atau isi ulasan pengguna serta rating aplikasi yang diberikan. Dataset berbentuk teks dan diambil dari periode Januari hingga Juli 2024. Total sampel yang dikumpulkan adalah sebanyak 6.000 data untuk masing-masing ulasan aplikasi *mobile banking*. Data ini diharapkan dapat memberikan gambaran yang komprehensif tentang persepsi pengguna terhadap performa dan kualitas layanan aplikasi *mobile banking* kedua bank tersebut. Berikut lima data awal *review* dari kedua aplikasi *mobile banking*:

Tabel 1. Data Penelitian

No.	Content	Score	At	Appversion	Application
1	Ok	5	01/10/2024 02:31	2.68.0	BRI
2	Susah amat buat login. Aflikasi brimo.. padaha...	2	20/06/2024 03:38	2.62.0	BRI
3	Banyak troubleee . Tolong proses pengembalian ...	1	23/03/2024 20:23	NaN	BSI
4	kenapa setelah update akun saya, username dan ...	1	29/01/2024 09:27	2.56.0	BSI
5	Keren	5	09/10/2024 14:55	2.70.0	BRI
:	:	:	:	:	:

Untuk menganalisis model klarifikasi sentimen, penelitian ini menggunakan algoritma empat machine learning. Masing-masing algoritma memiliki karakteristik dan pendekatan yang berbeda dalam mengelola data tek, khususnya dalam konteks ulasan pengguna aplikasi mobile banking, ke empat lagoritma tersebut diantaranya:

K-Nearest Neighbors (KNN) merupakan algoritma klasifikasi yang bekerja berdasarkan prinsip kedekatan antara data yang diuji dengan sejumlah data latih terdekat di ruang fitur (Wisnu et al., 2020). Setiap data baru diklasifikasikan berdasarkan mayoritas kelas dari k tetangga terdekatnya. KNN dianggap sederhana namun cukup efektif dalam pengklasifikasian teks (Setyorini & Mustakim, 2021). Namun, kelemahannya terletak pada sensitivitas terhadap pemilihan nilai k dan kebutuhan komputasi yang tinggi saat memproses dataset besar (A. Putri et al., 2023). Formula jarak yang umum digunakan adalah Euclidean distance:

$$d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{r=1}^n ((a_r(x_i) - (a_r(x_j)))^2} \quad \dots (1)$$

Support Vector Machine (SVM) adalah algoritma klasifikasi yang mencari hyperplane optimal untuk memisahkan data ke dalam dua kelas berbeda dengan margin maksimum. SVM mampu mengatasi masalah klasifikasi dengan data berdimensi tinggi dan bekerja efektif pada data teks. SVM juga memiliki fleksibilitas melalui penggunaan fungsi kernel (linear, polynomial, RBF) yang memungkinkan klasifikasi data non-linear (Budi, 2007). Hyperplane dirancang agar jarak ke titik-titik data terdekat dari kedua kelas (support vectors) maksimal:

$$\min_{w, b} \frac{1}{2} ||w||^2 = \frac{1}{2} (w_1^2 + w_2^2 + w_3^2 + \dots + w_n^2) \quad \dots (2)$$

dengan

$$y_i(w \times x_i + b) > 1 ; i = 1, 2, 3, \dots, n$$

diketahui bahwa ketentuannya

$$w \times x_i + b = 0 \text{ untuk } y_i = 0$$

$$w \times x_i + b < 0 \text{ untuk } y_i = -1$$

$$w \times x_i + b \geq 0 \text{ untuk } y_i = +1$$

dimana:

$$x_i = \text{data ke-}i$$

$$y_i = \text{label yang diberikan}$$

$$w = \text{nilai dari bidang normal}$$

$$b = \text{posisi bidang relatif terhadap pusat koordinat}$$

Random Forest adalah algoritma *ensemble learning* yang membangun banyak pohon keputusan (*decision tree*) dari data *bootstrapped*, dan melakukan prediksi berdasarkan *voting* dari hasil setiap pohon. Teknik ini mengurangi overfitting dan meningkatkan akurasi. *Random Forest* bekerja dengan memilih subset fitur secara acak pada setiap percabangan pohon, dan membagi data berdasarkan kriteria seperti *Gini index* atau *Information Gain*. Formula *Information Gain* yang digunakan dalam pemisahan node:

$$IG = Entropy(D) - \sum_i \frac{|D_i|}{|D|} Entropy(D_i) \quad \dots (3)$$

dimana:

D = dataset

D_i = subset dari D setelah pemisahan

Naive Bayes merupakan algoritma klasifikasi berbasis probabilistik yang menerapkan Teorema Bayes dengan asumsi independensi antar fitur. Dalam konteks klasifikasi teks, Multinomial *Naive Bayes* sering digunakan karena efisien dan mampu menangani frekuensi kata sebagai fitur utama. Formula dasar *Naive Bayes* (Prabowo & Wiguna, 2021):

$$P(Y|X) = \frac{P(x|y)(Y)}{P(X)} \quad \dots (4)$$

dimana

(Y) = Mengindikasikan pernyataan untuk kelas yang spesifik.

(X) = Menunjukkan pernyataan untuk kelas yang belum teridentifikasi.

$(Y|X)$ = Menggambarkan probabilitas kelas berdasarkan hipotesis awal.

$P(X)$ = Merepresentasikan probabilitas dari Y .

$P(Y|X)$ = Kalkulasi final merupakan hasil pembagian antara perkalian likelihood dan prior dengan evidence. Dalam hal ini, likelihood menunjukkan probabilitas ditemukannya atribut X dalam kelas Y , sementara prior adalah nilai probabilitas kelas Y dalam dataset secara keseluruhan. Adapun evidence didefinisikan sebagai nilai probabilitas kemunculan atribut X dalam keseluruhan kumpulan data yang tersedia.

Setelah model dilatih menggunakan masing-masing algoritma, dilakukan evaluasi performa untuk mengukur seberapa akurat model mampu mengklasifikasikan sentimen secara benar. Salah satu metrik utama yang digunakan adalah *Accuracy*, yang dihitung dengan membandingkan jumlah prediksi yang benar terhadap jumlah total prediksi. Rumus perhitungannya adalah sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad \dots (5)$$

dimana:

TP = True Positives

TN = True Negatives

FP = False Positives

FN = False Negatives

Selain akurasi, penelitian ini juga mengevaluasi model dengan metrik tambahan seperti *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk memastikan kinerja model yang seimbang dan tidak bias terhadap distribusi data sentimen.

Langkah analisis yang akan dilakukan untuk mencapai tujuan dalam penelitian ini sebagai berikut:

1. Pengumpulan data dari Play Store
2. Preprocessing data
 - a. Pembersihan teks (teks cleaning)
 - b. Normalisasi kata baku
 - c. Stopword removal
 - d. Stemming
 - e. Tokenisasi
3. Labeling data
4. Pelatihan Evaluasi perbandingan model (*comparative evaluation*)
5. Menganalisis Tren Sentimen Setiap Pengguna Aplikasi
6. Faktor-faktor yang Mempengaruhi Sentimen Pengguna.

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Bagian Preprocessing data

Pada tahap awal, dilakukan pemeriksaan terhadap nilai yang hilang (*missing value*) pada data ulasan yang dikumpulkan. Selanjutnya, dilakukan serangkaian tahapan *preprocessing* untuk

membersihkan teks agar lebih terstruktur dan dapat diproses secara optimal oleh algoritma machine learning. Tahap pertama melibatkan penghapusan karakter-karakter yang tidak relevan, seperti tanda baca, emoji, simbol, serta huruf non-alfabet. Contoh hasil pembersihan ini ditampilkan pada Tabel berikut:

Tabel 2. Text Cleaning

<i>Content</i>	<i>Cleaned_Content</i>
ok	ok
susah amat buat login. aflikasi brimo.. padaha... banyak troubleee . tolong proses pengembalian ... kenapa setelah update akun saya, username dan ... keren	ok susah amat buat login aflikasi brimo padahal s... banyak troubleee tolong proses pengembalian d... kenapa setelah update akun saya username dan k... keren

Selanjutnya dilakukan proses normalisasi, yaitu mengubah kata-kata tidak baku atau tidak sesuai ejaan resmi menjadi kata baku sesuai dengan Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI). Proses ini penting untuk menyamakan representasi kata yang memiliki makna sama namun ejaan berbeda. Contohnya, kata "padaha" diubah menjadi "padahal", dan "aflikasi" menjadi "aplikasi".

Tabel 3. Normalisasi Data

<i>Cleaned_Content</i>	<i>Normalisasi_Data</i>
ok	ok
susah amat buat login aflikasi brimo padahal s... banyak troubleee tolong proses pengembalian d... kenapa setelah update akun saya username dan k... keren	ok susah buat login aplikasi brimo padahal benar s... banyak troubleee proses kembali dana bayar qris telah update akun dan username kata sandi salah pa... keren

Langkah berikutnya adalah penghapusan *stopword*, yaitu kata-kata umum seperti "yang", "dan", atau "di" yang tidak memberikan informasi signifikan dalam klasifikasi. Penghapusan ini bertujuan untuk mempertahankan kata-kata utama yang mengandung makna sentimen.

Tabel 4. Stopword Removal

<i>Normalisasi_Data</i>	<i>Review_Processed</i>
ok	ok
susah buat login aplikasi brimo padahal benar s... banyak troubleee proses kembali dana bayar qris telah update akun dan username kata sandi salah pa... keren	susah buat login aplikasi brimo padahal benar banyak troubleee proses kembali dana bayar qris telah update akun username kata sandi salah pa... keren

Kemudian dilakukan proses *stemming*, yaitu mengubah kata ke dalam bentuk dasarnya. Misalnya, kata "menggunakan" diubah menjadi "guna", dan "pengembalian" menjadi "kembali". Proses ini membantu menyederhanakan dimensi fitur dalam data teks dan memperbaiki performa model klasifikasi.

Tabel 5. Stemming

<i>Review_Processed</i>	<i>Stemming_Text</i>
-------------------------	----------------------

susah buat login aplikasi brimo padahal benar
 banyak troubleee proses kembali dana bayar qris
 telah update akun username kata sandi salah
 pa...
 keren

susah buat login aplikasi brimo padahal benar
 banyak troubleee proses kembali dana bayar qris
 telah update akun username kata sandi salah
 pa...
 Keren

Tahapan akhir dalam *preprocessing* adalah tokenisasi, yaitu memecah kalimat atau teks ulasan menjadi unit-unit kata terpisah. Proses ini memudahkan representasi data ke dalam bentuk vektor dan memungkinkan pemrosesan oleh algoritma klasifikasi berbasis teks. Contoh hasil tokenisasi ditampilkan pada tabel tokenisasi, yang memperlihatkan representasi kata-kata penting dalam setiap ulasan.

Tabel 6. Tokenisasi

<i>Tokenized</i>
[]
[susah,buat,login,aplikasi,brimo,padahal,...
[banyak,troubleee,proses,kembali,dana,bay...
[telah,update,akun,username,kata,sandi,s...
[keren]

Labeling Sentimen

Setelah data dibersihkan, langkah selanjutnya adalah memberi label sentimen pada masing-masing ulasan berdasarkan rating yang diberikan pengguna. Penentuan label dilakukan dengan aturan sebagai berikut:

Positif : rating > 3

Netral : rating = 3

Negatif : rating < 3

Tabel 7. Distribusi Sentimen Bank BRI dan Bank BSI

Sentiment	Count	Persentase
Positif	3241	48%
Negatif	2796	41%
Netral	636	11%

Dari distribusi ini, terlihat bahwa mayoritas ulasan memiliki sentimen positif, menunjukkan kepuasan pengguna terhadap aplikasi *mobile banking* Bank BRI dan Bank BSI. Namun, masih terdapat jumlah ulasan negatif yang cukup signifikan, yang mengindikasikan adanya aspek yang perlu diperbaiki dalam layanan aplikasi tersebut.

Pelatihan dan Evaluasi Model

Setelah proses labeling, data kemudian dibagi menjadi data latih (80%) dan data uji (20%) secara acak namun proporsional pada masing-masing kategori sentimen. Empat algoritma machine learning digunakan dalam proses klasifikasi: K-Nearest Neighbors (KNN), Support Vector Machine (SVM), Random Forest, dan Naive Bayes. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score. Hasil evaluasi ditampilkan pada Tabel berikut:

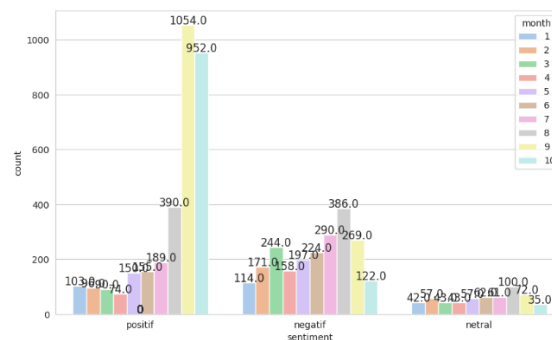
Tabel 8. Evaluasi Model

<i>Application</i>	<i>Classifier</i>	<i>Accuracy</i>	<i>Recall</i>	<i>Precision</i>	<i>F1 Score</i>
BRI	KNN	0.68	0.68	0.69	0.67
BRI	<i>Random Forest</i>	0.81	0.81	0.80	0.80
BRI	<i>Naïve Bayes</i>	0.81	0.81	0.79	0.79
BRI	SVM	0.77	0.77	0.76	0.77

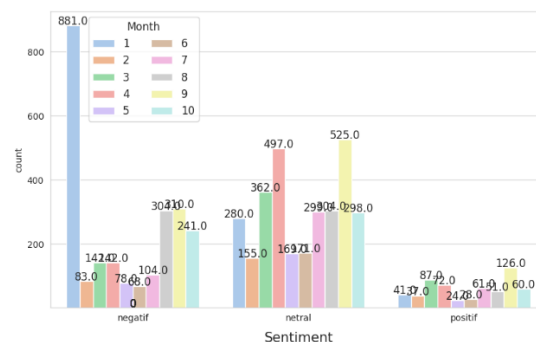
BSI	KNN	0.60	0.60	0.64	0.59
BSI	<i>Random Forest</i>	0.78	0.78	0.78	0.76
BSI	<i>Naïve Bayes</i>	0.75	0.75	0.69	0.71
BSI	SVM	0.74	0.74	0.73	0.73

Model Random Forest dan Naive Bayes memberikan hasil evaluasi terbaik untuk kedua aplikasi, dengan akurasi mencapai 81% pada aplikasi BRI dan 78% pada aplikasi BSI. Kedua model ini juga konsisten memiliki nilai recall dan precision yang tinggi, sehingga memberikan keseimbangan prediksi yang baik antar kelas. Di sisi lain, model KNN menunjukkan performa paling rendah, terutama pada data BSI dengan akurasi hanya 60%, mengindikasikan bahwa metode ini kurang efektif dalam menangani variasi data teks yang kompleks.

Menganalisis Tren Sentimen Setiap Pengguna Aplikasi



Gambar 1. Distribusi Sentimen Pengguna Aplikasi Bank BRI



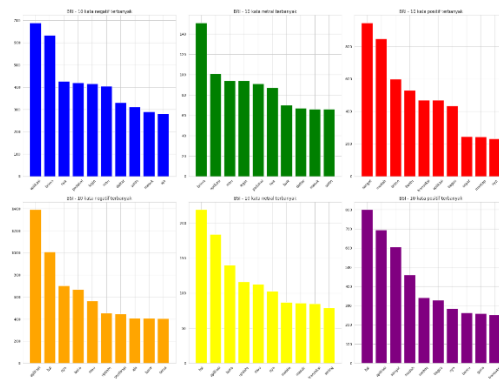
Gambar 2. Distribusi Sentimen Pengguna Aplikasi Bank BSI

Berdasarkan **Gambar 1.** dan **Gambar 2.** terdapat perbedaan tren ulasan antara aplikasi mobile banking Bank BRI dan Bank BSI. Untuk aplikasi Bank BRI, terlihat adanya peningkatan jumlah ulasan positif dari bulan ke bulan, sementara ulasan negatif cenderung rendah. Hal ini menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna merasa puas dengan layanan yang diberikan.

Sebaliknya, pada aplikasi Bank BSI, jumlah ulasan negatif masih lebih tinggi dibandingkan ulasan positif. Namun, terdapat tren penurunan signifikan dalam jumlah ulasan negatif dari bulan sebelumnya, yang mengindikasikan adanya upaya perbaikan dari pihak pengembang aplikasi.

Dari perbedaan tren tersebut, dapat disimpulkan bahwa pengguna aplikasi Bank BRI cenderung lebih puas dibandingkan pengguna aplikasi Bank BSI. Meskipun demikian, upaya perbaikan yang dilakukan oleh Bank BSI patut diapresiasi, mengingat adanya penurunan jumlah ulasan negatif. Oleh karena itu, Bank BSI perlu terus meningkatkan kualitas aplikasinya untuk meningkatkan kepuasan pengguna, sementara Bank BRI perlu mempertahankan dan mengembangkan fitur-fitur aplikasinya agar tetap memberikan pengalaman terbaik bagi penggunanya.

Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Sentimen Pengguna



Gambar 3. Sepuluh Kata Terbanyak Menurut Ulasannya

Bank BRI

Berdasarkan analisis kata-kata yang paling sering muncul dalam ulasan pengguna aplikasi mobile banking BRI, terdapat beberapa faktor utama yang mempengaruhi sentimen pengguna, baik negatif, netral, maupun positif.

Faktor Negatif

Kata-kata seperti “gagal”, “bri”, “nya”, “tidak”, “login”, dan “saldo” sering muncul dalam ulasan negatif. Hal ini menunjukkan bahwa permasalahan utama yang dihadapi pengguna adalah kendala teknis dalam login, transaksi yang gagal, serta ketidaksesuaian saldo yang terlihat dalam aplikasi. Selain itu, beberapa ulasan juga menyebutkan masalah pada sistem keamanan dan keandalan aplikasi.

Faktor Netral

Kata-kata seperti “bri”, “aplikasi”, “nya”, “login”, “tidak”, “baik”, dan “saldo” sering muncul dalam ulasan netral. Ini mengindikasikan bahwa banyak pengguna yang memberikan ulasan tanpa menyertakan sentimen emosional yang kuat. Kata “baik” dalam kategori ini juga bisa berarti bahwa aplikasi berjalan cukup lancar namun masih memiliki beberapa kekurangan.

Faktor Positif

Pada ulasan positif, kata-kata seperti “sangat”, “mudah”, “bri”, “baru”, “transaksi”, dan “bagus” mendominasi. Ini menunjukkan bahwa pengguna mengapresiasi kemudahan dalam penggunaan aplikasi, terutama dalam hal transaksi. Kata “baru” juga menunjukkan bahwa beberapa pengguna puas dengan pembaruan atau peningkatan fitur dalam aplikasi.

Dari hasil ini, dapat disimpulkan bahwa kepuasan pengguna aplikasi BRI sebagian besar dipengaruhi oleh kelancaran *login*, kecepatan transaksi, serta minimnya gangguan teknis. Meskipun secara umum mendapatkan lebih banyak ulasan positif, aplikasi BRI tetap perlu meningkatkan stabilitasnya agar kendala teknis dapat diminimalkan.

Bank BSI

Sama seperti aplikasi BRI, sentimen pengguna terhadap aplikasi *mobile banking* BSI juga dipengaruhi oleh beberapa faktor utama. Namun, perbedaannya terletak pada lebih banyaknya ulasan negatif dibandingkan ulasan positif.

Faktor Negatif

Kata-kata seperti “gagal”, “bsi”, “nya”, “tidak”, “saldo”, dan “verifikasi” banyak ditemukan dalam ulasan negatif. Masalah utama yang dikeluhkan pengguna adalah kegagalan transaksi, kendala login, serta masalah dalam proses verifikasi akun. Selain itu, banyak pengguna mengeluhkan sistem yang sering mengalami gangguan sehingga menghambat aktivitas perbankan mereka.

Faktor Netral

Dalam ulasan netral, kata-kata seperti “bsi”, “aplikasi”, “saldo”, “transaksi”, “mobile”, dan “verifikasi” cukup sering muncul. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun pengguna masih mengalami kendala, mereka tetap menggunakannya dengan harapan adanya perbaikan ke depan.

Faktor Positif

Pada ulasan positif, kata-kata seperti “bsi”, “aplikasi”, “sangat”, “mudah”, “nyaman”, “baru”,

dan "transaksi" sering ditemukan. Ini menunjukkan bahwa pengguna yang memberikan ulasan positif mengapresiasi pembaharuan aplikasi, kemudahan penggunaan, serta kenyamanan dalam transaksi. Namun, jumlah ulasan positif ini masih lebih rendah dibandingkan dengan ulasan negatif.

Dari hasil analisis ini, dapat disimpulkan bahwa aplikasi BSI masih memiliki banyak aspek yang perlu diperbaiki, terutama dalam stabilitas sistem, kecepatan login, serta kelancaran transaksi. Namun, adanya kata "baru" dan "update" dalam ulasan positif menunjukkan bahwa perbaikan sedang dilakukan, sehingga diharapkan performa aplikasi dapat semakin meningkat ke depannya.

D. Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa *Random Forest* dan *Naive Bayes* terbukti menjadi pilihan paling andal dalam mengklasifikasikan sentimen, dengan akurasi mendekati 81% untuk BRI dan 78% untuk BSI. Kedua algoritma ini juga menunjukkan keseimbangan yang baik antara precision, recall, dan F1-score, sehingga dapat diandalkan untuk mengolah data ulasan yang sangat bervariasi. Di sisi lain, KNN dan SVM meski dapat digunakan untuk klasifikasi, terbukti kurang konsisten dalam menghadapi kompleksitas teks ulasan.

Selain itu, analisis ulasan pengguna di Google Play Store, bank BRI berhasil membangun citra yang lebih positif dibandingkan bank BSI. Sebagian besar komentar memuji kemudahan dalam melakukan transaksi, tampilan antarmuka yang responsif, serta stabilitas sistem BRI. Sementara itu, BSI masih sering menerima kritik terkait masalah login, verifikasi akun, dan gangguan pada proses pembayaran. Secara keseluruhan, BRI berhasil mempertahankan tren positif dan menunjukkan reputasi digital yang kuat, sedangkan BSI masih perlu terus menyempurnakan sistem autentikasi dan respons layanan untuk mengurangi sentimen negatif..

Ucapan Terimakasih

Saya mengucapkan terima kasih kepada Allah SWT atas rahmat dan karunia-Nya, penulis dapat menyelesaikan artikel jurnal ini dengan baik, lancar, dan tepat waktu. Tak lupa saya ucapkan terima kasih kepada keluarga, kepada para dosen statistika, dan teman-teman yang telah memberikan motivasi dan bantuan selama proses penelitian.

Daftar Pustaka

- Adelia Irawan, F., Rialdy Atmadja, A., & Wahana, A. (2024). Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Bank Digital Menggunakan Algoritma Naïve Bayes. In *Explorer* (Vol. 4, Issue 2, pp. 60–68). <https://doi.org/10.47065/explorer.v4i2.1181>
- Budiman, A. S., & Hajarisman, N. (2024). Analisis Mediasi Multipel Paralel Kausal Step pada Data Stunting menurut Kabupaten/Kota. *Jurnal Riset Statistika*, 31–40. <https://doi.org/10.29313/jrs.v4i1.3860>
- Ilmawan, L. B., & Winarko, E. (2015). Aplikasi Mobile untuk Analisis Sentimen pada Google Play. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, 9(1), 53. <https://doi.org/10.22146/ijccs.6640>
- Khofifah, H. N. (2022). Robust Spatial Durbin Model (RSDM) untuk Pemodelan Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) di Provinsi Jawa Barat. *Jurnal Riset Statistika*, 1(2), 135–142. <https://doi.org/10.29313/jrs.v1i2.522>
- Munandar, D., Afdal, M., Zarnelly, Z., & Novita, R. (2024). Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Mobile Banking Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor. *Jurnal*

- Teknologi Sistem Informasi Dan Aplikasi*, 7(3), 1309–1318.
<https://doi.org/10.32493/jtsi.v7i3.41409>
- Novita, R., Rahmadayan, A., & Vamilina, V. (2022). Implementasi Analytical Hierarchy Process-Topsis Dalam Penentuan Marketplace Terbaik Di Indonesia. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 4(2). <https://doi.org/10.47065/bits.v4i2.2232>
- Prabowo, W. A., & Wiguna, C. (2021). Sistem Informasi UMKM Bengkel Berbasis Web Menggunakan Metode SCRUM. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 5(1), 149. <https://doi.org/10.30865/mib.v5i1.2604>
- Pratama, M. R., Ramadha, Y. R., & Komara, M. A. (2023). Analisis Sentimen BRI Mo dan BCA Mobile Menggunakan Support Vector Machine dan Lexicon Based. *Jutisi : Jurnal Ilmiah Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 12(3), 1439. <https://doi.org/10.35889/jutisi.v12i3.1431>
- Putri, A., Hardiana, C. S., Novfuja, E., Siregar, F. T. P., Rahmadden, R., Fatma, Y., & Wahyuni, R. (2023). Komparasi Algoritma K-NN, Naive Bayes dan SVM untuk Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tingkat Akhir. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 3(1), 20–26. <https://doi.org/10.57152/malcom.v3i1.610>
- Putri, H. J., & Ramdani, Y. (2024). Prediksi Hujan Rencana Tahunan Di Stasiun Palolo, Sulawesi Tengah menggunakan Metode Gumbel, Log Normal, Dan Log Pearson III. *DataMath: Journal of Statistics and Mathematics*, 2(1), 17–24.
- Samsir, S., Ambiyar, A., Verawardina, U., Edi, F., & Watrianthos, R. (2021). Analisis Sentimen Pembelajaran Daring Pada Twitter di Masa Pandemi COVID-19 Menggunakan Metode Naïve Bayes. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 5(1), 157. <https://doi.org/10.30865/mib.v5i1.2580>
- Setyorini, S. G., & Mustakim. (2021). Application of The Nearest Neighbor Algorithm for Classification of Online Taxibike Sentiments In Indonesia In The Google Playstore Application. *Journal of Physics: Conference Series*, 2049(1), 012026. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2049/1/012026>
- Watrianthos, R., Suryadi, S., Irmayani, D., Nasution, M., & Simanjorang, E. F. S. (2019). Sentiment analysis of traveloka app using naïve bayes classifier method. *International Journal of Scientific and Technology Research*, 8(7), 786–788.
- Wisnu, H., Afif, M., & Ruldevyani, Y. (2020). Sentiment analysis on customer satisfaction of digital payment in Indonesia: A comparative study using KNN and Naïve Bayes. *Journal of Physics: Conference Series*, 1444(1), 012034. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1444/1/012034>