

ANALISIS SENTIMEN TANGGAPAN PENGGUNA APLIKASI BALE BY
BTN MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

¹⁾Ahmat Setiawan, ²⁾Firman Noor Hasan
^{1,2)}Teknik Informatika,, Universitas Muhammadiyah Prof Dr Hamka
¹⁾ahmatsetiawanuhamka@gmail.com, ²⁾firman.noorhasan@uhamka.ac.id

INFO ARTIKEL	ABSTRAK
Riwayat Artikel : Diterima : 16 September 2025 Disetujui : 25 September 2025	<p>Dalam era digital yang terus berkembang, analisis sentimen terhadap ulasan pengguna menjadi alat penting untuk mengevaluasi kualitas aplikasi mobile banking. Penelitian ini bermaksud untuk mengetahui sentimen pengguna terhadap aplikasi <i>bale by BTN</i> yang diluncurkan pada Februari 2025 sebagai penyempurna dari aplikasi <i>BTN Mobile</i>. Metode yang digunakan meliputi scraping data ulasan dari Google Play Store, preprocessing teks (<i>cleaning, case folding, normalization, tokenisasi, stopword removal, dan stemming</i>), pelabelan berdasarkan kamus <i>lexicon-based approach</i>, serta pembangunan model klasifikasi yang digunakan adalah algoritma <i>Support Vector Machine</i> (SVM) dengan <i>TF-IDF vectorization</i>. Dari 2.000 data awal, diperoleh 1.767 data valid yang dianalisis. Hasil menunjukkan bahwa model SVM mencapai akurasi sebesar 73,16%, dari 354 data <i>testing</i> dengan distribusi sentimen: positif (52,57%), dan negatif (47,43%). Model menunjukkan performa terbaik dalam mengklasifikasi sentimen Positif dengan <i>precision</i> 0.73, <i>recall</i> 0.80, dan <i>F1-score</i> 0,77 pada 194 data sedangkan pada sentimen negatif, model menunjukan hasil yang baik dengan <i>precision</i> 0.73, <i>recall</i> 0.65, dan <i>F1-score</i> 0.69 pada 160 data. Penelitian ini mengidentifikasi pola sentimen dan masalah dominan pada aplikasi super app <i>bale by BTN</i> pada tahap awal peluncuran, memberikan <i>insight</i> strategis untuk perbaikan prioritas dan metodologi analisis sentimen yang dapat diterapkan pada aplikasi <i>mobile banking</i> serupa.</p>
Kata Kunci : analisis sentiment, bale by btn, support vector machine, google playstore	

ARTICLE INFO	ABSTRACT
Article History : Received : Sept 16, 2025 Accepted : Sept 25, 2025	<p><i>In the rapidly evolving digital era, sentiment analysis of user reviews has emerged as a crucial instrument for evaluating mobile banking application quality. This study aims to investigate user sentiment toward the Bale by BTN application, which was launched in February 2025 as an enhanced successor to the BTN Mobile application. The methodology encompasses data scraping of reviews from Google Play Store, text preprocessing (cleaning, case folding, normalization, tokenization, stopword removal, and stemming), labeling through lexicon-based approach, and development of a classification model utilizing Support Vector Machine (SVM) algorithm with TF-IDF vectorization. From an initial dataset of 2,000 entries, 1,767 valid data points were obtained for analysis. The results demonstrate that the SVM model achieved an accuracy of 73.16% on 354 testing data with sentiment distribution of positive (52.57%) and negative (47.43%). The model exhibited optimal</i></p>
Keywords: sentiment analysis, bale by btn, support vector machine, google playstore	

performance in classifying positive sentiment with precision of 0.73, recall of 0.80, and F1-score of 0.77 across 194 data points, while for negative sentiment, the model demonstrated satisfactory results with precision of 0.73, recall of 0.65, and F1-score of 0.69 across 160 data points. This research identifies sentiment patterns and predominant issues within the Bale by BTN super app during its initial launch phase, providing strategic insights for priority improvements and sentiment analysis methodology applicable to similar mobile banking applications.

1. PENDAHULUAN

Transformasi digital dalam sektor perbankan telah mengakselerasi adopsi layanan mobile banking sebagai solusi transaksi keuangan yang efisien dan mudah diakses (Sitanggang et al., 2024). Dengan mobile banking, bank menghadirkan sistem informasi berbasis teknologi yang memungkinkan nasabah melakukan berbagai transaksi harian dengan mudah melalui perangkat mobil (Chanda Vedalla Putra et al., 2024). PT. Bank Tabungan Negara (BTN). Pada tanggal 09 Februari 2025 bertepatan dengan usia yang ke 75 tahun, Bank Tabungan Negara (BTN) secara resmi meluncurkan *bale by BTN* yang merupakan aplikasi super App dengan fitur aplikasi mencakup fasilitas pendirian akun simpanan digital, deposito elektronik, permohonan kredit pemilikan rumah berbasis *web*, sistem transaksi *banking*, aplikasi pinjaman, jaringan pedagang serta lingkungan *lifestyle*, tak terkecuali skema pengembalian dana pada beribu-ribu mitra usaha.

Namun, keberhasilan implementasi aplikasi mobile banking sangat bergantung pada persepsi dan kepuasan pengguna (Amalia & Hastriana, 2022). Komentar pengguna di Google Play Store menjadi indikator penting untuk mengevaluasi kualitas layanan dan mengidentifikasi area yang memerlukan perbaikan (Cahyaningtyas et al., 2021). Tanpa pemahaman yang mendalam tentang sentimen pengguna, pihak bank akan cukup kesulitan mengidentifikasi masalah spesifik dan merespons kebutuhan nasabah secara tepat waktu.

Analisis sentimen menggunakan machine learning telah terbukti efektif dalam mengolah data tekstual ulasan pengguna untuk mengekstrak opini dan emosi yang terkandung di dalamnya (Cahyono & Anggista Oktavia

Praneswara, 2023). Dalam proses analisis sentimen, diperlukan penggunaan algoritma machine learning serta model yang berfungsi untuk mengolah dan memproses data, sehingga dapat menentukan suatu sentiment (Erizal & Hasan, 2024). Metode *support vector machine* (SVM) digunakan sebagai metode klasifikasi karena kemampuannya dalam menangani data berdimensi tinggi dan memberikan performa optimal untuk klasifikasi teks (Azmi Verdikha et al., 2023).

Penelitian ini menggunakan kamus lexicon-based untuk pelabelan awal sentimen, dilanjutkan dengan pembangunan model SVM berbasis TF-IDF vectorization. Metodologi ini memungkinkan analisis yang sistematis dan objektif terhadap ribuan ulasan pengguna untuk mengidentifikasi pola sentimen positif dan negatif. Beberapa penelitian sebelumnya telah menganalisis sentimen aplikasi mobile banking (Siti Aisah et al., 2024). Contoh: “analisis sentimen pada aplikasi BTN Mobile dengan metode *Naïve Bayes*” yang dilakukan oleh (Ramadhan & Juardi, 2025), terdapat *gap* penelitian yang signifikan yaitu belum ada studi khusus yang menganalisis sentimen pengguna pada aplikasi Bale by BTN sebagai super app terbaru di PT. Bank Tabungan Negara.

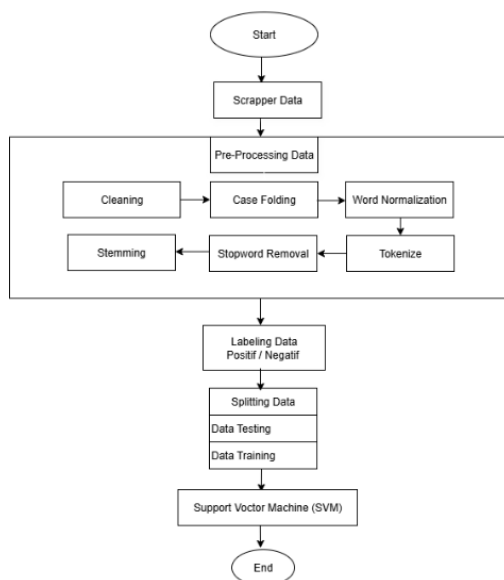
Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan sentimen pengguna pada aplikasi *Bale by BTN* menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) berdasarkan ulasan di *Google Play Store*. Hasil analisis diharapkan dapat memberikan *insight* strategis bagi PT. Bank Tabungan Negara dalam pengembangan dan penyempurnaan layanan aplikasi mobile banking ke depannya.

Support Vector Machine merupakan metode pembelajaran yang memanfaatkan fungsi linier dalam ruang fitur multidimensi untuk mengklasifikasikan data (Azmi Verdikha et al.,

2023). Metode klasifikasi ini menggunakan *supervised learning* yang melakukan klasifikasi kategori melalui model yang mengacu pada output dari tahapan *training* (Sulastomo et al., 2022).

2. METODE

Berikut adalah flowchart alur penelitiannya:



Gambar 1 Alur Penelitian

2.1. Scraping Data

Pengumpulan data dalam penelitian ini didapatkan melalui proses *scraping* ulasan komentar pengguna aplikasi *bale by BTN* di *google playstore*. Proses pengambilan data dilakukan dengan bantuan *Google Colab* menggunakan bahasa pemrograman Python untuk mengekstrak komentar secara sistematis dari unggahan yang relevan. Hasil dari proses ini berupa dataset yang telah terkumpul dan siap untuk dianalisis lebih lanjut.

2.2. Preprocessing Data

Setelah data berhasil didapatkan dan disimpan dalam bentuk file csv, langkah selanjutnya adalah menjalankan tahapan *preprocessing*. Langkah ini bermaksud untuk menghasilkan data teks yang bersih dan seragam agar mudah dianalisis (Sulastomo et al., 2022). Sebelum dianalisis, dataset harus melalui tahap *preprocessing* guna mengeliminasi informasi yang tidak relevan (Alfandi Safira & Hasan, 2023). Proses ini terdiri dari beberapa tahap, seperti *Cleaning* untuk menghilangkan karakter

atau simbol yang tidak relevan, *Case Folding* untuk mengonversi seluruh huruf kapital menjadi huruf kecil, *Normalisasi Kata* guna mengganti kata tidak baku menjadi baku, *Tokenizing* untuk memecah kalimat menjadi unit kata, *Stopword Removal* untuk menyaring kata-kata umum yang tidak bernilai analitis, dan *Stemming* untuk mengembalikan kata ke bentuk dasarnya.

2.3. Pelabelan Data

Proses pelabelan sentimen dalam penelitian ini melalui pendekatan berbasis kamus leksikon (*lexicon-based approach*) dimana Setiap ulasan diklasifikasikan berdasarkan skor sentimen yang dihitung dari jumlah kata positif dan negatif dalam kamus leksikon InSet. Jika skor positif > skor negatif, ulasan diberi label "Positif", sebaliknya diberi label "Negatif". Metode ini digunakan untuk pelabelan karena cukup efektif, konsisten dan valid dengan akurasi yang cukup tinggi dalam penelitian analisis sentimen bahasa indonesia (Firda et al., 2025)

2.4. Splitting Dataset

Proses *splitting dataset*, yaitu membagi data menjadi dua bagian utama: data latih dan data uji. Tujuan dari langkah ini adalah agar model machine learning, seperti Support Vector Machine, bisa dilatih menggunakan sebagian data dan kemudian diuji kinerjanya pada data yang belum pernah dilihat (Akbar & Nirwana Samrin, 2023). Secara teknis, *train_test_split()* digunakan untuk membagi kolom stemming sebagai fitur (X) dan kolom Sentiment sebagai label (y), masing-masing menjadi 80% untuk pelatihan (X_train, y_train) dan 20% untuk pengujian (X_test, y_test). Parameter *random_state=42* digunakan agar proses pembagian data bersifat konsisten dan dapat direproduksi. Dengan pembagian ini, peneliti dapat mengevaluasi akurasi dan ketahanan model secara lebih objektif tanpa resiko *overfitting*.

2.5. Pembangunan Model SVM

Dalam penelitian ini, data teks hasil stemming diubah menjadi representasi numerik menggunakan *TF-IDF Vectorizer* dari *scikit-learn* dengan konfigurasi default, yang secara otomatis memanfaatkan seluruh *vocabulary*

dalam *corpus*, menerapkan unigram sebagai fitur, dan menghasilkan iyang efisien untuk pelatihan model. Proses vektorisasi dilakukan dengan *fit transform()* pada data training untuk membangun vocabulary dan menghitung bobot, sementara data testing ditransformasi menggunakan *vocabulary* yang sama melalui *transform()* demi menjaga konsistensi fitur. Model klasifikasi sentimen diimplementasikan menggunakan SVM dengan *kernel linear* (SVC (kernel='linear')), karena linear kernel terbukti efektif untuk memisahkan data teks dalam ruang *TF-IDF* berdimensi tinggi secara linear, serta menawarkan efisiensi komputasi dan interpretabilitas yang lebih baik dibandingkan kernel non-linear. Parameter default seperti $C=1.0$ digunakan untuk menjaga keseimbangan antara margin maksimisasi dan minimisasi error, yang cocok untuk dataset berukuran sedang dan tidak terlalu kompleks.

2.6. Evaluasi Model

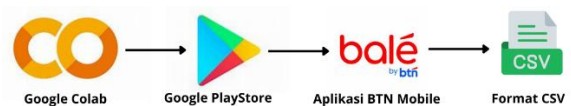
Tahapan evaluasi model bermaksud untuk menilai performa model SVM dalam mengklasifikasikan data (Wicaksono & Cahyono, 2024). Langkah pertama adalah menampilkan *confusion matrix* dalam bentuk angka menggunakan fungsi *confusion_matrix(y_test, y_pred_svm)*. Matriks ini memperlihatkan perbandingan antara label sebenarnya (y_{test}) dan hasil prediksi dari model (y_{pred_svm}), sehingga kita bisa mengetahui berapa banyak prediksi yang benar maupun salah untuk masing-masing kelas (Positif dan Negatif). Selanjutnya, untuk memudahkan interpretasi, *confusion matrix* divisualisasikan dalam bentuk heatmap menggunakan pustaka *seaborn*. Fungsi *plot_confusion_matrix()* dibuat khusus untuk menghasilkan grafik yang menunjukkan jumlah prediksi benar dan salah secara visual dengan label yang jelas pada sumbu X (label prediksi) dan sumbu Y (label aktual) (Rakarahayu Putri & Cahyono, 2024). Evaluasi model pada tahap ini dilakukan dengan menghitung akurasi dan menampilkan laporan klasifikasi dari hasil prediksi model *Support Vector Machine* (SVM). Pertama, akurasi dihitung menggunakan fungsi *accuracy_score*, yaitu membandingkan hasil prediksi dengan label yang sebenarnya, lalu dikonversi ke dalam bentuk persentase. Selanjutnya, ditampilkan

classification report yang memuat informasi penting seperti nilai *precision*, *recall*, serta *F1-score* untuk setiap kelas sentimen. *Precision* menunjukkan tingkat ketepatan model dalam memprediksi suatu kelas, *recall* mencerminkan kemampuan model menangkap semua data dari kelas tersebut, sedangkan *F1 score* adalah gabungan dari keduanya untuk memberikan penilaian yang seimbang

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Scraping Data

Proses *scraping* data dilakukan menggunakan platform *Google Colab* dengan memanfaatkan *library Google Play Scraper* yang memungkinkan ekstraksi data ulasan secara otomatis dan efisien. Pengumpulan data dilakukan dengan mengumpulkan 2.000 komentar pengguna aplikasi *bale by BTN* yang tersedia di *Google Play Store*. Pemilihan jumlah 2.000 data ulasan ini didasarkan pada pertimbangan untuk mendapatkan sampel yang representatif dan mencukupi untuk proses analisis sentimen menggunakan metode *Support Vector Machine*. Ekstraksi data dilakukan pada tanggal 08 September 2025. Data yang dikumpulkan terdiri dari 5 kolom atribut yaitu Review ID, Username, Rating, Review Text, dan Date. Setelah tahapan Scraper data selesai, maka data akan otomatis tersimpan dalam file dengan bentuk csv. Berikut adalah proses pengumpulan data:



Gambar 2 Proses Scraping Data

3.2. Preprocessing Data

Preprocessing adalah tahapan awal dalam pengolahan data teks sebelum dilakukan analisis sentimen. Tujuannya adalah untuk menyederhanakan dan menyeragamkan bentuk kata, serta menghilangkan elemen yang tidak relevan seperti kata umum atau frasa yang tidak memiliki nilai analitis (Cahyono & Anggista Oktavia Praneswara, 2023). Proses ini dilakukan setelah data hasil *scraping* disimpan dengan format csv, sehingga bisa diproses lebih lanjut secara sistematis menggunakan bahasa pemrograman Python. Berikut adalah langkah-langkah dalam proses *preprocessing*:

3.2.1. *Cleaning Data*

Berikut adalah table yang menunjukkan hasil dari proses *cleaning* data:

Tabel 1 Hasil *Cleaning Data*

Before	After
semoga kedepanya BTN bisa pake BI FAST, supaya gratis transfer	semoga kedepanya BTN bisa pake BI FAST supaya gratis transfer
Top dah pokoknya ðŸ‘©	Top dah pokoknya
Kenapa Kalau anda potogan" biaya administrasi atau apapun tidak ada rinciannya ya tiba" kepotong sendiri sadonya berkurang tp tidak ada rinciannya mohon di perbaharui lgi dong	Kenapa Kalau anda potogan biaya administrasi atau apapun tidak ada rinciannya ya tiba kepotong sendiri Sadonya berkurang tp tidak ada rinciannya mohon di perbaharui lgi dong

Tabel 1 memperlihatkan perbandingan antara ulasan sebelum dan sesudah dilakukan proses *cleaning*, di mana hasil akhir menunjukkan teks yang lebih rapi dan terstruktur. Beberapa elemen seperti simbol, tanda baca, juga karakter khusus yang tidak relevan telah dihilangkan. Tahapan *cleaning* ini berperan penting dalam memastikan bahwa data yang digunakan dalam analisis bersifat valid, konsisten, serta terbebas dari gangguan atau *noise* yang dapat memengaruhi hasil klasifikasi (Najlawarni et al., 2025).

3.2.2. *Case Foding*

Tabel 2 Hasil *Case Folding*

Before	After
semoga kedepanya BTN bisa pake BI FAST supaya gratis transfer	semoga kedepanya btn bisa pake bi fast supaya gratis transfer
Top dah pokoknya	top dah pokoknya
Kenapa Kalau anda potogan biaya administrasi atau apapun tidak ada rinciannya ya tiba kepotong sendiri Sadonya berkurang tp tidak ada rinciannya mohon di perbaharui lgi dong	kenapa kalau anda potongan biaya administrasi atau apapun tidak ada rinciannya ya tiba kepotong sendiri sadonya berkurang tp tidak ada rinciannya mohon di perbaharui lgi dong

Tabel 2 menampilkan perbandingan antara data teks sebelum dan sesudah melalui proses

case folding. Pada tahap awal, teks ulasan masih mengandung huruf kapital yang bervariasi, seperti pada kata “Kalau” dan “Sadonya”. Setelah dilakukan *case folding*, seluruh huruf diubah menjadi bentuk huruf kecil (*lowercase*) secara konsisten. Langkah ini untuk memastikan konsistensi dalam analisis dengan menyamakan format penulisan kata, sehingga perbedaan antara huruf besar dan kecil tidak memengaruhi proses analisis (Alfandi Safira & Hasan, 2023). Dengan menyederhanakan bentuk huruf, algoritma klasifikasi seperti *Support Vector Machine* dapat bekerja lebih optimal karena tidak perlu membedakan kata yang secara makna sama namun berbeda kapitalisasi. Tahapan ini juga membantu meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam pengolahan data teks secara keseluruhan.

3.2.3. *Word Normalization*

Tabel 3 Hasil *Word Normalization*

Before	After
semoga kedepanya btn bisa pake bi fast supaya gratis transfer	semoga kedepanya btn bisa pakai bi fast supaya gratis transfer
top dah pokoknya	top sudah pokoknya
kenapa kalau anda potogan biaya administrasi atau apapun tidak ada rinciannya ya tiba kepotong sendiri sadonya berkurang tp tidak ada rinciannya mohon di perbaharui lgi dong	kenapa kalau anda potongan biaya administrasi atau apapun tidak ada rinciannya ya tiba kepotong sendiri sadonya berkurang tapi tidak ada rinciannya mohon di perbaharui lagi dong

Tabel 3 menyajikan hasil perbandingan antara data sebelum dan sesudah melalui proses normalisasi kata. Pada tahap awal, teks ulasan masih mengandung bentuk kata tidak baku atau seperti “dah” dan “potogan”. Setelah dilakukan normalisasi, kata-kata tersebut diubah ke bentuk standar seperti “sudah” dan “potongan”, sehingga makna kalimat menjadi lebih jelas dan konsisten. Proses normalisasi ini bertujuan untuk menyamakan variasi penulisan kata yang sering muncul akibat penggunaan bahasa informal, singkatan, atau kesalahan pengetikan (Saputra & Hasan, 2024). Dengan menyatukan bentuk kata ke versi yang lebih baku, sistem klasifikasi dapat mengenali pola secara lebih akurat dan

menghindari ambiguitas dalam analisis sentiment.

3.2.4 Tokenize

Tokenisasi, yaitu tahapan pemisahan kalimat menjadi unit-unit kata yang disebut *token* (Sari et al., 2024).

Tabel 4 Hasil *Tokenize*

Before	After
semoga kedepanya btn bisa pakai bi fast supaya gratis transfer	['semoga', 'kedepanya', 'btn', 'bisa', 'pakai', 'bi', 'fast', 'supaya', 'gratis', 'transfer']
top dah pokoknya	['top', 'sudah', 'pokoknya']
kenapa kalau anda potogan biaya administrasi atau apapun tidak ada rinciannya ya tiba kepotong sendiri sadonya berkurang tapi tidak ada rinciannya mohon di perbaharui lagi dong	['kenapa', 'kalau', 'anda', 'potogan', 'biaya', 'administrasi', 'atau', 'apapun', 'tidak', 'ada', 'rinciannya', 'ya', 'tiba', 'kepotong', 'sendiri', 'sadonya', 'berkurang', 'tapi', 'tidak', 'ada', 'rinciannya', 'mohon', 'di', 'perbaharui', 'lagi', 'dong']

Tabel 4 menunjukkan bahwa Sebelum dilakukan tokenisasi, data berupa ulasan pengguna masih berbentuk kalimat utuh yang sulit dianalisis secara komputasional. Setelah melalui proses ini, setiap kata dipisahkan dan disusun dalam bentuk list, seperti contoh “top sudah pokoknya” menjadi ['top', 'sudah', 'pokoknya']. Proses ini sangat penting dalam analisis sentimen karena memungkinkan sistem untuk mengidentifikasi dan memproses setiap kata secara individual, sehingga memudahkan dalam tahap selanjutnya.

3.2.5 Stopword Removal

Tabel 5 Hasil *Stopword Removal*

Before	After
semoga kedepanya btn bisa pakai bi fast supaya gratis transfer	semoga kedepanya btn pakai bi fast gratis transfer
top sudah pokoknya	top pokoknya
kenapa kalau anda potogan biaya administrasi atau apapun tidak ada rinciannya ya tiba kepotong sendiri sadonya berkurang tapi tidak ada rinciannya mohon di perbaharui lagi dong	potogan biaya administrasi apapun rinciannya ya kepotong sadonya berkurang rinciannya mohon perbaharui

Tabel 5 menampilkan hasil setelah dilakukan proses *stopword removal*, yaitu penghapusan kata-kata umum seperti “sudah”, “kalau”, “anda”, “tidak”, “ada”, “tapi”, dan “di” yang tidak memiliki nilai dalam konteks analisis. Kata-kata tersebut sering muncul dalam bahasa sehari-hari namun tidak memberikan kontribusi signifikan terhadap pemahaman inti dari teks. Setelah *stopword* dihilangkan, teks menjadi lebih padat dan fokus pada kata-kata penting seperti “potogan”, “biaya”, “administrasi”, “rinciannya”, dan “perbaharui” yang lebih relevan untuk dianalisis lebih lanjut. Proses ini sangat membantu dalam menyederhanakan data dan meningkatkan efektivitas model dalam mengenali pola atau sentimen yang terkandung dalam ulasan(Fadli & Hasan, 2024).

3.2.6 Stemming

Tabel 6 Hasil *Stemming*

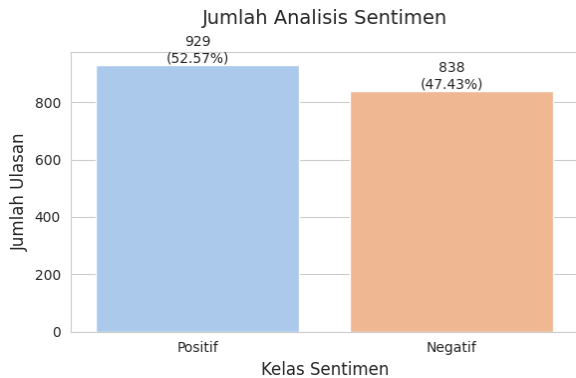
Before	After
semoga kedepanya btn pakai bi fast gratis transfer	moga depa btn pakai bi fast gratis transfer
top pokoknya	top pokok
potogan biaya administrasi apapun rinciannya ya kepotong sadonya berkurang rinciannya mohon perbaharui	Potogan biaya administrasi apa rincian ya potong sado kurang rincian mohon baharu

Tabel 6 menampilkan hasil dari proses *stemming*, yaitu tahap di mana kata-kata yang telah melalui tokenisasi dan penghapusan *stopword* diubah menjadi bentuk dasar atau akar katanya (Wibowo et al., 2022). Proses ini dilakukan menggunakan *library Sastrawi*, yang dirancang khusus untuk bahasa Indonesia dan mampu menghapus imbuhan seperti awalan dan akhiran pada kata. Sebagai contoh, kata “perbaharui” diubah menjadi “baharu”, dan “rinciannya” menjadi “rincian”. Dengan mengubah kata ke bentuk dasarnya, proses *stemming* membantu menyatukan variasi kata yang memiliki makna serupa, sehingga memperkuat konsistensi data dan meningkatkan akurasi dalam analisis sentimen maupun klasifikasi teks (Dito et al., 2025).

Teknik ini begitu penting dalam pemrosesan bahasa alami karena memungkinkan sistem

untuk mengenali pola dan makna secara lebih efisien.

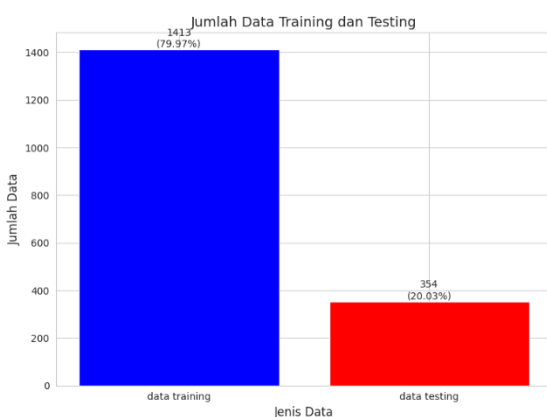
3.3 Pelabelan Data



Gambar 3 Hasil Sentimen Pelabelan Data

Gambar 3 menunjukkan hasil pelabelan sentimen menggunakan pendekatan kamus *lexicon*, di mana setiap ulasan dianalisis berdasarkan jumlah kemunculan kata-kata positif dan negatif yang terdapat dalam daftar leksikon. Jika kata positif lebih dominan, ulasan diberi label *positif*, dan apabila kata negatif lebih banyak, diberi label *negatif*. Hasil analisis menunjukkan bahwa dari seluruh data, sebanyak 929 ulasan (52.57%) diklasifikasikan sebagai *positif*, sementara 838 ulasan (47.43%) masuk dalam kategori *negatif*. Distribusi ini mengindikasikan bahwa mayoritas pengguna memberikan ulasan dengan kecenderungan positif, meskipun proporsi ulasan negatif juga cukup signifikan, sehingga tetap perlu diperhatikan dalam evaluasi kualitas layanan aplikasi

3.4 Splitting Dataset



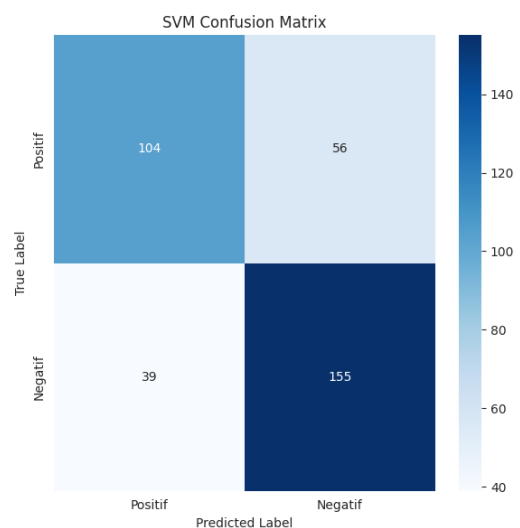
Gambar 4 Data Training dan Testing

Berdasarkan Gambar 4 proporsi pembagian ini sangat mendekati rasio ideal 80:20. Data

training yang berjumlah 1.413 record memberikan sampel yang memadai bagi algoritma SVM untuk mempelajari pola sentimen yang beragam, sedangkan data *testing* sebanyak 354 record berfungsi sebagai dataset independen untuk mengukur kemampuan generalisasi model. Rasio ini dipilih karena merupakan praktik umum dalam analisis sentimen berbasis SVM, yang memberikan keseimbangan antara kapasitas pembelajaran model dan evaluasi performa (Mursianto et al., 2022). Pembagian dilakukan secara *random stratified* untuk mempertahankan distribusi proporsional setiap kelas sentimen pada kedua subset, sehingga menghindari bias dan memastikan evaluasi yang objektif terhadap performa model klasifikasi sentimen.

3.5 Confusion Matrix

Confusion matrix merupakan sebuah tabel yang menampilkan *output* prediksi model klasifikasi dibandingkan dengan label sebenarnya, sehingga membantu kita menilai seberapa baik model mengenali kelas yang benar dan mengidentifikasi kesalahan prediksi. Dalam konteks analisis sentimen, *confusion matrix* divisualisasikan dalam bentuk gambar yang menggambarkan dua kelas sentimen, yaitu negatif dan positif. Setelah dilakukan uji performa terhadap model SVM, diperoleh hasil klasifikasi yang diperlihatkan melalui gambar berikut:



Gambar 5 Hasil *Confusion Matrix*

Gambar 5 performa model *Support Vector Machine* (SVM) dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna pada aplikasi *bale by BTN*

Dominasi kata "login", "masuk", dan "susah" menunjukkan bahwa pengguna mengalami kesulitan dalam mengakses aplikasi, sementara kata "gagal", "error", dan "update" mengindikasikan adanya gangguan sistem dan masalah pembaruan aplikasi. Kata "transfer", "transaksi", dan "saldo" yang juga muncul dalam konteks negatif menunjukkan bahwa pengguna mengalami kendala dalam melakukan fungsi perbankan dasar, yang menjadi *concern* utama dalam layanan mobile banking.

3.8. Pembahasan

Akurasi 73,16% yang dicapai oleh model SVM linear dalam penelitian ini berada dalam rentang yang wajar untuk analisis sentimen aplikasi mobile banking. Hasil ini konsisten dengan penelitian (Rachmawati Oktaria Mardiyanto et al., 2023) yang mencapai akurasi 74,2% untuk analisis sentimen aplikasi Google Classroom menggunakan SVM, dan sedikit lebih rendah dibandingkan penelitian (Siti Aisah et al., 2024) yang memperoleh akurasi 81,3% untuk aplikasi Al Qur'an digital dengan SVM.

Performa analisis sentimen pada aplikasi mobile banking dipengaruhi oleh kompleksitas domain yang kaya akan istilah teknis dan keluhan spesifik, sehingga berbeda dengan aplikasi umum seperti *e-commerce*. Penggunaan pendekatan *lexicon-based* untuk pelabelan otomatis, meskipun efisien, berisiko menghasilkan noise karena nuansa sentimen dalam konteks perbankan digital tidak selalu tertangkap oleh kamus umum. Selain itu, pemilihan *linear kernel* dalam model SVM, meski komputasionalnya ringan, kurang optimal untuk menangkap struktur kalimat berlapis dalam teks bahasa Indonesia. Distribusi sentimen menunjukkan proporsi yang hampir seimbang (52,57% positif vs 47,43% negatif), berbeda dengan studi sebelumnya seperti (Cahyaningtyas et al., 2021) yang menemukan dominasi sentimen positif pada aplikasi Shopee. Tingginya sentimen negatif dalam studi ini kemungkinan dipicu oleh tantangan adopsi awal dan migrasi dari BTN Mobile ke bale by BTN. Analisis pola sentimen mengungkap bahwa ulasan positif didominasi oleh aspek kemudahan dan fungsionalitas, sementara ulasan negatif berkaitan dengan masalah teknis seperti login dan error sistem, sejalan dengan temuan

(Sitanggang et al., 2024) dan studi lain yang menyoroti kendala teknis sebagai hambatan utama dalam adopsi mobile banking.

Berdasarkan hasil analisis sentimen, yang bisa kita lihat visualisasinya pada gambar 8 wordcloud sentiment negatif terdapat beberapa implikasi praktis yang perlu menjadi prioritas perbaikan bagi BTN dalam pengembangan aplikasi *bale by BTN*. Pertama, sistem autentikasi perlu segera ditingkatkan mengingat tingginya keluhan terkait masalah login dan kesulitan akses, yang berdampak langsung pada pengalaman awal pengguna. Kedua, stabilitas sistem harus diperkuat melalui peningkatan infrastruktur dan pengujian yang lebih komprehensif, mengingat banyaknya ulasan negatif terkait error dan transaksi yang gagal. Ketiga, diperlukan program edukasi pengguna yang lebih intensif untuk membantu proses adaptasi, terutama bagi pengguna yang mengalami kesulitan memahami fitur dan antarmuka baru setelah migrasi dari BTN Mobile. Ketiga aspek ini menjadi kunci dalam meningkatkan kepuasan dan kepercayaan pengguna terhadap aplikasi digital perbankan BTN.

Keterbatasan penelitian ini salah satunya adalah data yang diambil di *google play store* mungkin tidak merepresentasikan seluruh pengguna aplikasi, karena hanya mengambil sampel 2000 ulasan.

4. PENUTUP

4.1. Kesimpulan

Berdasarkan output evaluasi model *Support Vector Machine* untuk Analisis Sentimen Tanggapan Pengguna Aplikasi *Bale by BTN* sebagai platform layanan mobile banking, diperoleh kesimpulan bahwa model menunjukkan performa yang cukup baik dengan akurasi keseluruhan 73.16% pada 354 sampel data testing dengan kemampuan yang lebih efektif dalam mengidentifikasi sentimen positif (*recall* 0.80, F1-score 0.77) dibandingkan sentimen negatif (*recall* 0.65, F1-score 0.69). Meskipun akurasi ini berada di bawah standar penelitian mobile banking serupa yang umumnya mencapai 78-94%, hasil ini tetap memberikan insight yang berharga mengingat kompleksitas domain aplikasi super app tahap

awal dan penggunaan lexicon-based labeling yang otomatis. Hasil pelabelan data terhadap 1.767 ulasan menunjukkan distribusi 52.57% (929 ulasan) sentimen positif dan 47.43% (838 ulasan) sentimen negatif, dimana tingginya sentimen positif disebabkan karena pengguna merasa nyaman dan terbantu dengan aplikasi Bale by BTN yang tercermin dari dominannya kata-kata seperti "mudah", "bagus", "transaksi", "bantuan", dan "praktis" dalam WordCloud, menunjukkan bahwa pengguna menghargai kemudahan dalam bertransaksi, interface yang mudah dipahami, serta fitur-fitur yang praktis untuk aktivitas perbankan sehari-hari.

Secara teoritis, penelitian ini memberikan kontribusi dalam memvalidasi penggunaan linear SVM dengan TF-IDF default untuk analisis sentimen bahasa Indonesia pada domain perbankan digital, serta mengidentifikasi pola unik sentimen pada aplikasi mobile banking tahap awal yang menunjukkan proporsi sentimen negatif yang tinggi (47,43%) berbeda dari aplikasi yang sudah mature. Temuan ini memperkaya pemahaman tentang adoption lifecycle sentiment patterns dan mengungkap bahwa masalah teknis seperti authentication dan system error mendominasi sentimen negatif, sementara aspek usability appreciation mendominasi sentimen positif pada aplikasi fintech generasi baru. Secara praktis, penelitian ini mengembangkan framework monitoring sentimen yang dapat diimplementasikan sebagai tools monitoring real-time untuk mendukung strategi pengembangan produk berkelanjutan bagi PT. Bank Tabungan Negara (BTN), memberikan roadmap konkret dalam memprioritaskan perbaikan sistem berdasarkan feedback pengguna yang paling dominan, serta menyediakan baseline performance metrics yang dapat digunakan sebagai benchmark evaluasi aplikasi mobile banking serupa di Indonesia. Sebagai studi pertama yang menganalisis sentimen pengguna aplikasi Bale by BTN sebagai super app generasi terbaru perbankan Indonesia, penelitian ini memberikan early insights tentang reception pasar terhadap transformasi digital BTN dan metodologi yang dapat diadaptasi untuk analisis serupa pada aplikasi *fintech* lainnya, berkontribusi pada pengembangan customer-centric digital banking strategy di Indonesia kedepannya.

4.2. Saran

Untuk meningkatkan kualitas penelitian di masa mendatang, disarankan agar studi serupa memanfaatkan data pelatihan yang lebih komprehensif dan bervariasi guna memperoleh hasil klasifikasi sentimen yang lebih presisi. Selain itu, mengingat akurasi model yang dicapai sebesar 73.16% dengan *recall* sentimen negatif yang masih rendah (0.65), penggunaan metode ensemble seperti *Random Forest* atau algoritma *deep learning* dapat menjadi alternatif untuk meningkatkan performa klasifikasi.

Proses *preprocessing* data perlu mempertimbangkan kekhasan bahasa Indonesia dalam ulasan aplikasi mobile banking, termasuk penggunaan bahasa gaul, singkatan, dan istilah perbankan lokal yang tidak tertangkap optimal oleh model. Implementasi kamus sentimen bahasa Indonesia atau penggunaan pre-trained model seperti IndoBERT dapat menjadi solusi yang lebih akurat dalam memahami konteks sentimen pengguna Indonesia.

Untuk PT. Bank Tabungan Negara (BTN), hasil analisis sentimen yang menunjukkan dominasi keluhan pada aspek login dan sistem error dapat menjadi prioritas perbaikan aplikasi bale. Sistem monitoring sentimen *real-time* berbasis model yang telah dikembangkan dapat diimplementasikan untuk deteksi dini masalah teknis dan respons cepat terhadap *feedback* negatif pengguna.

5. DAFTAR PUSTAKA

- Akbar, M. N., & Nirwana Samrin. (2023). Analisis Sentimen Komentar Pengguna Aplikasi Threads Pada Google Playstore Menggunakan Algoritma Multinomial Naive Bayes Classifier. *Agents: Journal of Artificial Intelligence and Data Science*, 3(2), 21–29. <https://doi.org/10.24252/jagti.v3i2.67>
- Alfandi Safira, & Hasan, F. N. (2023). Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Paylater Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier. *Zonasi: Jurnal Sistem Informasi*, 5(1), 59–70. <https://doi.org/10.31849/zn.v5i1.12856>
- Amalia, P., & Hastriana, A. Z. (2022). Pengaruh Kemanfaatan, Kemudahan Keamanan, dan Fitur M-Banking terhadap Kepuasan

- Nasabah dalam Bertransaksi pada Bank Syariah Indonesia (Studi Kasus BSI KCP Sumenep). *Islamic Sciences, Sumenep*, 1, 70–89.
<https://doi.org/https://doi.org/10.59005/alkasb.v1i1.163>
- Azmi Verdikha, N., Habid, R., & Johar Latipah, A. (2023). Analisis DistilBERT dengan Support Vector Machine (SVM) untuk Klasifikasi Ujaran Kebencian pada Sosial Media Twitter. *Metik Jurnal*, 7(2), 101–110.
<https://doi.org/10.47002/metik.v7i2.583>
- Cahyaningtyas, C., Nataliani, Y., & Widiyanti, I. R. (2021). Analisis Sentimen Pada Rating Aplikasi Shopee Menggunakan Metode Decision Tree Berbasis SMOTE. *Aiti*, 18(2), 173–184.
<https://doi.org/10.24246/aiti.v18i2.173-184>
- Cahyono, N., & Anggista Oktavia Praneswara. (2023). Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi TikTok Shop Seller Center di Google Playstore Menggunakan Algoritma Naive Bayes. *Indonesian Journal of Computer Science*, 12(6), 3925–3940.
<https://doi.org/10.33022/ijcs.v12i6.3473>
- Chanda Vedalla Putra, Ng Thian Way, Ricky Ricky, Shelby Esfandiany, & Eryc Eryc. (2024). Analisa Digital Marketing Sektor Perbankan: Perbandingan Aplikasi Mobile Banking Livin' By Mandiri Dan Mybca Dalam Memaksimalkan Potensi Pasar Digital. *Jurnal Ilmiah Manajemen Dan Akuntansi*, 1(5), 10–21.
<https://doi.org/10.69714/vsmsvn05>
- Dito, M., Krisna, D., & Hasan, F. N. (2025). Analisa Kinerja Algoritma Random Forest dan XGBoost dalam Klasifikasi Penyakit Cacar Monyet (Monkeypox). *Universitas Muhammadiyah Prof. Dr. Hamka, Jakarta Jl. Tanah Merdeka*, 6(3).
<https://doi.org/10.47065/josh.v6i3.7167>
- Erizal, E., & Hasan, F. N. (2024). Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Fenomena Childfree (Kehidupan Tanpa Anak) Pada Twitter Menggunakan Algoritma Naive Bayes. *Journal of Information System Research (JOSH)*, 5(3), 853–861.
<https://doi.org/10.47065/josh.v5i3.5064>
- Fadli, K., & Hasan, F. N. (2024). Analisis Sentimen Tanggapan Masyarakat Terhadap Penutupan TikTok Shop Menggunakan Metode Naive Bayes. *Journal of Information System Research (JOSH)*, 6(1), 396–405.
<https://doi.org/10.47065/josh.v6i1.6060>
- Firda, H., Putra, P., Oktadini, N. R., Sevtiyuni, P. E., & Meiriza, A. (2025). Comparison of Rating-based and Inset Lexicon-based Labeling in Sentiment Analysis using SVM (Case Study: GoBiz Application Reviews on Google Play Store). *Sistemasi*, 14(2), 516.
<https://doi.org/10.32520/stmsi.v14i2.4795>
- Mursianto, G. A., Widiyanto, D., & Wahyono, B. T. (2022). Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Pada Aplikasi Google Classroom Menggunakan Metode SVM Dan Seleksi Fitur PSO. *Informatik: Jurnal Ilmu Komputer*, 18(3), 221.
<https://doi.org/10.52958/iftk.v18i3.4685>
- Najlawarni, N. H., Paryono, T., Nurapriani, F., Huda, B., Maheri, R., Salisah, F. N., Muttakin, F., & Megawati. (2025). Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi M-Paspor Menggunakan. *Intecom: Journal of Information Technology and Computer Science*, 10(3), 448–458.
<https://doi.org/10.31539/intecom.v8i3.15153>
- Rachmawati Oktaria Mardiyanto, Kusri, K., & Ferry Wahyu Wibowo. (2023). Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Bank Syariah Indonesia Dengan Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (Svm). *Teknimedia: Teknologi Informasi Dan Multimedia*, 4(1), 9–15.
<https://doi.org/10.46764/teknimedia.v4i1.85>
- Rakarahayu Putri, R., & Cahyono, N. (2024). Analisis Sentimen Komentar Masyarakat Terhadap Pelayanan Publik Pemerintah DKI Jakarta Dengan Algoritma Super Vector Machine Dan Naive Bayes. *Jati (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(2), 2363–2371.
<https://doi.org/10.36040/jati.v8i2.9472>
- Ramadhan, W. P., & Juardi, D. (2025). Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Btn Mobile Menggunakan Algoritma Naive Bayes. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro*

- Terapan*, 13(1).
<https://doi.org/10.23960/jitet.v13i1.6002>
- Saputra, R., & Hasan, F. N. (2024). Analisis Sentimen Terhadap Program Makan Siang & Susu Gratis Menggunakan Algoritma Naive Bayes. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, 6(3), 411–419.
<https://doi.org/10.47233/jteksis.v6i3.1378>
- Sari, L. A., Ramadhita, N. F., & Hasan, F. N. (2024). Analysis of Public Sentiment on Google Play Store Tije Application Users Using Naïve Bayes Classifier Method. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 5(1), 243–251.
<https://doi.org/10.52436/1.jutif.2024.5.1.1648>
- Sitanggang, A. S., Lestari, S., Febrianti, N. C., Az-zahra, A., & Fitriadi, M. N. (2024). Analisis Tingkat Kepercayaan Nasabah pada Keamanan Transaksi Perbankan melalui Mobile Banking (M-Banking). *Jurnal Masharif Al-Syariah*, 9(3), 1566–1581.
<https://doi.org/https://doi.org/10.30651/jms.v9i3.23067>
- Siti Aisah, I., Irawan, B., & Suprapti, T. (2024). Algoritma Support Vector Machine (Svm) Untuk Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Al Qur'an Digital. *Jati (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(6), 3759–3765.
<https://doi.org/10.36040/jati.v7i6.8263>
- Sulastomo, H., Ramadiansyah, Gibran, K., Maryansyah, E., & Tegar, A. (2022). Analisis Sentimen Pada Twitter @Ovo_Id dengan Metode Support Vectore Machine (SVM). *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, 6(2), 1050–1056.
[https://doi.org/Sulastomo,H.,Ramadiansyah,R.,Gibran,K.,Maryansyah,E.,&Tegar,A.\(2022\).AnalisisSentimenPadaTwitter@Ovo_IddenganMetodeSupportVectoreMachine\(SVM\).JurnalSainsKomputer&Informatika\(J-SAKTI\),6\(2\),1050–1056.https://tunasbangsa.ac.id/ejurnal/index.php/jsakti/article/download/514/487](https://doi.org/Sulastomo,H.,Ramadiansyah,R.,Gibran,K.,Maryansyah,E.,&Tegar,A.(2022).AnalisisSentimenPadaTwitter@Ovo_IddenganMetodeSupportVectoreMachine(SVM).JurnalSainsKomputer&Informatika(J-SAKTI),6(2),1050–1056.https://tunasbangsa.ac.id/ejurnal/index.php/jsakti/article/download/514/487)
- Wibowo, A., Firman Noor Hasan, Ramadhan, L. A., Rika Nurhayati, & Arief Wibowo. (2022). Analisis Sentimen Opini Masyarakat Terhadap Keefektifan Pembelajaran Daring Selama Pandemi COVID-19 Menggunakan Naïve Bayes Classifier. *Jurnal Asimetrik: Jurnal Ilmiah Rekayasa & Inovasi*, 4, 239–248.
<https://doi.org/10.35814/asiimetrik.v4i1.3577>
- Wicaksono, B., & Cahyono, N. (2024). Analisis Sentimen Komentar Instagram Pada Program Kampus Merdeka Dengan Algoritma Naive Bayes Dan Decision Tree. *Jati (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(2), 2372–2381.
<https://doi.org/10.36040/jati.v8i2.9473>