



Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi BCA Mobile pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Random Forest

Saskia Fahira¹, Abrian Hiskia Siregar², Mohfira Juani Putri³, Esa Setiany Br Ginting⁴, Putri Wahyu Ningsih⁵, Nazwa Nur Hidayah⁶

^{1,2,3,4,5,6}Universitas Satya Terra Bhinneka, Jl. Sunggal Gg. Bakul, Medan, Indonesia

¹sskiahira06@gmail.com, ²abrianhiskiasiregar@gmail.com, ³mahfiraputri811@gmail.com, ⁴esasetiany04@gmail.com,

⁵putriwahyuningsih231102@gmail.com, ⁶nazwanurhidayah1011@gmail.com

ARTICLE INFORMATION

Received: July 07, 2026

Revised: August 07, 2026

Available online: September 01, 2026

KEYWORDS

Analisis Sentimen, BCA Mobile, Google Play Store, Random Forest, TF-IDF

CORRESPONDENCE

Phone: 0857-6020-7849

E-mail: sskiahira06@gmail.com

ABSTRAK

BCA Mobile adalah salah satu aplikasi perbankan seluler yang populer di Indonesia. Ulasan dari pengguna di Google Play Store dapat digunakan untuk mengevaluasi kepuasan serta keluhan konsumen mengenai fitur aplikasi. Namun, banyaknya ulasan yang ada membuat analisis manual menjadi kurang efisien. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna BCA Mobile di Google Play Store dengan menggunakan algoritma Random Forest. Dataset yang digunakan terdiri dari 2.641 ulasan yang diambil melalui scraping dan kemudian diproses melalui beberapa tahapan preprocessing seperti pembersihan, pengubahan huruf besar-kecil, pemisahan kata, penghapusan kata tidak penting, stemming, dan pembobotan TF-IDF. Setelah itu, data diklasifikasikan menjadi sentimen positif, negatif, dan netral dengan menggunakan algoritma Random Forest. Hasil evaluasi model menggunakan confusion matrix menunjukkan nilai *accuracy* sebesar 78,45%, *precision* sebesar 79,01%, *recall* sebesar 78,45%, dan *F1-score* sebesar 77,92%. Hasil ini menunjukkan bahwa algoritma Random Forest efektif dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna BCA Mobile dengan kinerja yang memuaskan, sehingga dapat memberikan wawasan tentang pandangan pengguna dan menjadi dasar evaluasi bagi pengembang untuk meningkatkan kualitas layanan aplikasi.

1. PENDAHULUAN

Perkembangan di dunia keuangan di Indonesia saat ini telah terintegrasi sepenuhnya dengan kemajuan teknologi digital yang mendorong inovasi masif di berbagai sektor perbankan [1]. Transformasi digital ini dimanifestasikan secara jelas melalui kehadiran layanan *mobile banking* (*m-banking*), yang telah menjadi bagian tak terpisahkan dari aktivitas sehari-hari jutaan nasabah modern untuk melakukan transaksi finansial secara mudah, cepat, dan fleksibel langsung melalui perangkat smartphone tanpa batasan ruang dan waktu [1], [3]. Sebagai salah satu bank swasta terbesar di Indonesia, PT Bank Central Asia Tbk (BCA) turut memimpin pasar teknologi finansial ini melalui aplikasi andalannya, BCA Mobile, yang secara konsisten

menempati urutan teratas dalam *Top Brand Index* kategori *mobile banking* [2], [5].

Meskipun memiliki basis pengguna yang sangat besar dan reputasi yang tinggi, keandalan operasional BCA Mobile tidak luput dari berbagai kendala teknis. Seiring dengan dilakukannya pembaruan sistem secara berkala, pengguna kerap melaporkan adanya gangguan teknis di lapangan, seperti kegagalan transaksi dengan kode eror tertentu, hambatan pada proses registrasi ulang, hingga masalah sinkronisasi verifikasi wajah pasca-pembaruan [6], [7].

Google Play Store menjadi platform utama bagi para nasabah untuk menyampaikan umpan balik secara langsung berupa ulasan tertulis yang mencerminkan tingkat kepuasan, saran konstruktif, maupun keluhan eksplisit terhadap performa aplikasi [2], [7]. Volume ulasan yang terus bertambah dalam jumlah ribuan setiap

bulannya memicu tantangan baru bagi pihak manajemen dan pengembang aplikasi, sebab pemantauan evaluasi secara manual menjadi sangat tidak efisien dan rentan terhadap bias interpretasi [3], [7].

Untuk mengatasi kendala evaluasi manual tersebut, pendekatan otomatis berupa analisis sentimen berbasis teks (*text mining*) dan kecerdasan buatan (*machine learning*) menjadi solusi yang sangat krusial [2], [3], [7]. Analisis sentimen bertugas mengekstrak data tekstual kualitatif dari ulasan pengguna dan mengklasifikasikannya secara sistematis ke dalam polaritas sentimen tertentu guna mengukur persepsi publik [2], [5].

State of the art dari penelitian pengolahan opini pada aplikasi perbankan digital telah dieksplorasi secara luas menggunakan berbagai model klasifikasi. Penelitian oleh Akbar dan Pratama (2025) yang menganalisis sentimen aplikasi MyBCA menemukan bahwa algoritma *Random Forest* memberikan performa tertinggi dengan tingkat akurasi mencapai 94,09% dibandingkan metode *Naive Bayes* dan *Decision Tree* [1]. Keunggulan ini selaras dengan studi yang dilakukan oleh Miftahusalam dkk. (2023) khusus pada review BCA Mobile, di mana algoritma *Random Forest* mencatat akurasi sebesar 93,93% dan mengungguli metode *Naive Bayes* karena kemampuannya yang sangat baik dalam menangani struktur data teks non-linear yang kompleks [2]. Di sisi lain, penggunaan algoritma tunggal seperti *Decision Tree* yang diuji oleh Sugiarto dan Utomo (2025) pada 1.000 ulasan.

BCA Mobile hanya menghasilkan akurasi sebesar 77,11% dan menunjukkan performa yang kurang seimbang ketika menghadapi data yang tidak merata polaritasnya [7]. Pemanfaatan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) juga sempat diteliti oleh Marpaung dkk. (2024) serta Theofilus dkk. (2026) pada konteks *mobile banking*, yang mengonfirmasi bahwa metode berbasis *ensemble learning* ataupun pengklasifikasi linear tingkat tinggi sangat dipengaruhi oleh penanganan pra-pemrosesan teks (*preprocessing*) serta pembersihan derau data (*noise removal*) yang tepat [3], [6]. Serta Sari dkk. (2023) yang memanfaatkan model *text mining* dasar *Naive Bayes* dengan perolehan tingkat akurasi sebesar 82% pada data ulasan yang lebih terbatas [5].

Meskipun beberapa penelitian terdahulu telah menguji model hibrida atau komparatif antar-algoritma, sering kali fokus pengujian terpecah pada variasi pencarian parameter ataupun perbandingan multi-aplikasi perbankan yang berbeda sifat dasarnya. Masih terdapat celah penelitian (*gap analysis*) dalam penyediaan analisis sentimen yang murni didedikasikan untuk menguji ketahanan algoritma *Random Forest* secara mandiri pada dinamika pembaruan fitur terbaru dari aplikasi BCA Mobile, terutama pasca-integrasi ekosistem digital perbankan modern saat ini.

Berdasarkan batasan masalah tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan sentimen pengguna aplikasi BCA Mobile dari Google Play Store secara otomatis menggunakan algoritma *Random Forest*. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat merumuskan peta persepsi kepuasan nasabah serta memberikan rekomendasi berbasis data yang objektif bagi PT

Bank Central Asia Tbk dalam mengoptimalkan stabilitas sistem digitalnya demi mempertahankan loyalitas pengguna [3], [7].

2. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan menerapkan teknik *text mining* untuk menganalisis sentimen pada ulasan pengguna aplikasi BCA Mobile yang diperoleh dari Google Play Store. Pendekatan tersebut dipilih karena data berbentuk teks perlu diubah menjadi data numerik agar dapat diproses menggunakan algoritma klasifikasi. Secara umum, tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, *preprocessing*, pelabelan sentimen, ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF, proses klasifikasi menggunakan algoritma *Random Forest*, serta evaluasi kinerja model.

Pengumpulan data dilakukan melalui teknik *web scraping* menggunakan pustaka Google Play Scraper pada bahasa pemrograman Python. Sebanyak 3.000 ulasan berhasil dikumpulkan beserta atribut pendukung, seperti isi ulasan (*content*), nilai *rating* (*score*), tanggal ulasan (*at*), versi aplikasi (*appVersion*), dan atribut lainnya. Setelah proses pengambilan data selesai, dilakukan seleksi dengan menghapus data yang duplikat, data yang kosong, serta atribut yang tidak digunakan sehingga diperoleh dataset yang siap untuk dianalisis.

Tahap berikutnya adalah *preprocessing* yang bertujuan meningkatkan kualitas data sebelum memasuki proses klasifikasi[8]. Proses ini diawali dengan *cleaning* untuk menghilangkan URL, emoji, angka, tanda baca, simbol, serta karakter lain yang tidak memberikan informasi penting. Selanjutnya dilakukan *case folding* dengan mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil agar format data menjadi seragam. Setelah itu dilakukan normalisasi kata untuk mengubah kata tidak baku menjadi bentuk baku, kemudian *tokenizing* untuk memisahkan kalimat menjadi kumpulan kata. Tahap berikutnya adalah *stopword removal* guna menghapus kata-kata umum yang tidak memiliki makna penting dalam proses analisis, kemudian dilanjutkan dengan *stemming* menggunakan pustaka Sastrawi untuk mengubah kata berimbuhan menjadi kata dasar[9].

Setelah seluruh tahapan *preprocessing* selesai dilakukan, setiap ulasan diberi label sentimen menggunakan pendekatan *Lexicon Based*. Melalui metode ini, setiap dokumen dikategorikan sebagai sentimen positif, netral, atau negatif berdasarkan skor yang diperoleh dari kamus leksikon Bahasa Indonesia[10]. Data yang telah memiliki label kemudian diproses menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) untuk menghasilkan bobot setiap kata berdasarkan frekuensi kemunculannya pada suatu dokumen serta tingkat keunikannya terhadap seluruh dokumen yang dianalisis [11]. Hasil pembobotan tersebut membentuk matriks fitur yang selanjutnya digunakan sebagai masukan bagi algoritma *Random Forest*. Persamaan pembobotan TF-IDF disajikan pada Persamaan (1).

$$TFIDF(t, d) = TF(t, d) \times \log \left(\frac{N}{df(t)} \right) \quad (1)$$

dengan $TF(t, d)$ merupakan frekuensi kemunculan kata t pada dokumen d , N adalah jumlah seluruh dokumen, dan $df(t)$ merupakan jumlah dokumen yang mengandung kata t . Hasil

pembobotan TF-IDF berupa matriks fitur yang selanjutnya digunakan sebagai data masukan bagi algoritma Random Forest[12].

Pada tahap klasifikasi digunakan algoritma Random Forest sebagai metode utama. Algoritma ini merupakan teknik *ensemble learning* yang membangun sejumlah *Decision Tree* melalui proses *bootstrap sampling* disertai pemilihan atribut secara acak pada setiap pohon keputusan [13]. Prediksi akhir ditentukan berdasarkan mekanisme *majority voting* dari seluruh *Decision Tree* yang terbentuk sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (2). Dalam penelitian ini, dataset dibagi menggunakan metode *hold-out validation* dengan komposisi 80% sebagai data latih dan 20% sebagai data uji.

$$\hat{y} = \text{mode}(T_1, T_2, \dots, T_n) \quad (2)$$

dengan $\hat{y}$ merupakan hasil prediksi akhir, sedangkan T_i merupakan hasil prediksi dari *Decision Tree* ke- i . Pada penelitian ini dataset dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji menggunakan metode *hold-out validation*.

Tahap terakhir adalah mengevaluasi performa model menggunakan Confusion Matrix. Berdasarkan matriks tersebut dihitung nilai Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score sebagai indikator untuk mengukur kemampuan algoritma Random Forest dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna BCA Mobile. Rumus masing-masing metrik disajikan pada Persamaan (3) hingga Persamaan (6). Nilai evaluasi tersebut digunakan sebagai dasar dalam menilai tingkat ketepatan dan konsistensi model pada proses klasifikasi sentimen positif, netral, maupun negatif.

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (3)$$

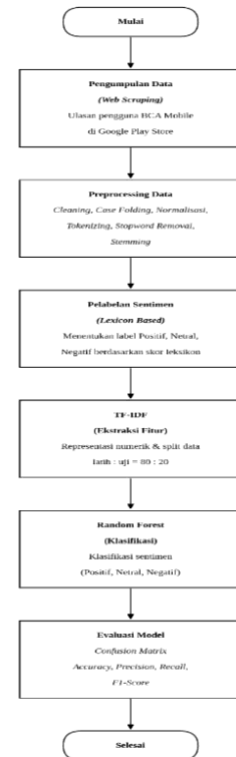
$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

$$F_1 = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (6)$$

Nilai evaluasi tersebut digunakan sebagai dasar dalam menilai kemampuan model Random Forest dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi BCA Mobile.

Alur penelitian yang digunakan pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahap Penelitian

Alur penelitian yang diterapkan pada penelitian ini disajikan pada Gambar 1. Melalui tahapan tersebut diharapkan diperoleh model klasifikasi yang mampu mengelompokkan ulasan pengguna BCA Mobile secara akurat ke dalam tiga kategori sentimen. Hasil analisis yang diperoleh juga diharapkan dapat menjadi bahan pertimbangan bagi pengembang aplikasi dalam meningkatkan kualitas layanan serta mengembangkan fitur yang lebih sesuai dengan kebutuhan pengguna.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Hasil Pengumpulan Data

Penelitian ini memanfaatkan data ulasan pengguna aplikasi BCA Mobile yang diperoleh dari Google Play Store melalui teknik *web scraping* menggunakan pustaka Google Play Scraper pada bahasa pemrograman Python. Proses pengambilan data menghasilkan sebanyak 3.000 ulasan yang memuat informasi berupa nama pengguna, isi ulasan, nilai *rating*, tanggal unggahan, dan jumlah *likes*. Selanjutnya dilakukan proses seleksi data dengan menghapus data duplikat, data yang tidak lengkap, serta ulasan yang tidak sesuai dengan kebutuhan penelitian.

Hasil proses seleksi menunjukkan bahwa sebanyak 359 ulasan dihapus sehingga diperoleh 2.641 ulasan yang digunakan sebagai dataset akhir dalam penelitian. Ringkasan hasil pengumpulan data ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pengumpulan Data

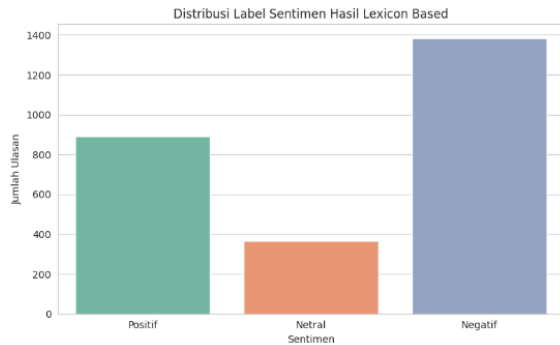
Keterangan	Jumlah
Data hasil <i>web scraping</i>	3.000
Data yang dihapus	359
Data akhir	2.641

Berdasarkan Tabel 1, sebanyak 88,03% data hasil *scraping* memenuhi kriteria sehingga dapat digunakan sebagai dataset

penelitian. Dataset tersebut kemudian diproses melalui tahapan *preprocessing*, pelabelan sentimen, ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF, klasifikasi menggunakan Random Forest, serta evaluasi performa model.

2. Hasil Analisis Rating dan Pelabelan Sentimen

Distribusi rating pengguna aplikasi BCA Mobile ditunjukkan pada Gambar 2.



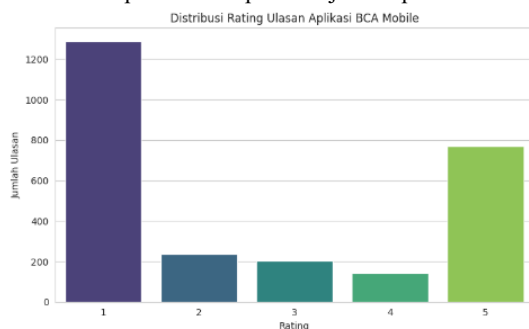
Gambar 2. Distribusi Rating Ulasan Aplikasi BCA Mobile Berdasarkan Gambar 2 terlihat bahwa rating 1 bintang merupakan rating yang paling banyak diberikan oleh pengguna, sedangkan rating 5 bintang berada pada urutan kedua. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna memberikan penilaian yang cenderung ekstrem, yaitu sangat puas ataupun sangat tidak puas terhadap layanan aplikasi. Sementara itu, jumlah ulasan dengan *rating* 2, 3, dan 4 relatif lebih sedikit.

Tahap selanjutnya adalah pelabelan sentimen menggunakan pendekatan *Lexicon Based* dengan memanfaatkan kamus sentimen Bahasa Indonesia (*InSet Lexicon*). Kamus yang digunakan terdiri atas 3.609 kata positif dan 6.607 kata negatif. Hasil proses pelabelan menghasilkan tiga kelompok sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral. Distribusi masing-masing kategori ditampilkan pada Tabel 2 dan divisualisasikan pada Gambar 3.

Tabel 2. Distribusi Label Sentimen

Label Sentimen	Jumlah	Persentase
Negatif	1.385	52,44%
Positif	891	33,74%
Netral	365	13,82%
Total	2.641	100%

Visualisasi hasil pelabelan dapat ditunjukkan pada Gambar 3.

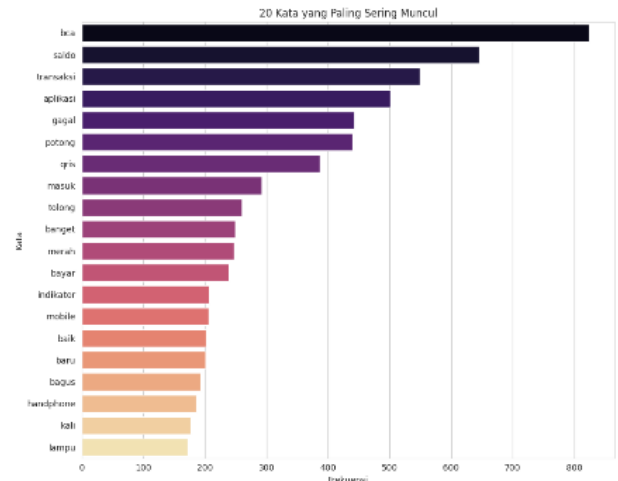


Gambar 3. Distribusi Label Sentimen Hasil Lexicon Based Berdasarkan hasil tersebut, sentimen negatif mendominasi dengan persentase 52,44%, diikuti sentimen positif sebesar 33,74% dan sentimen netral sebesar 13,82%. Temuan ini

menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna masih menyampaikan keluhan mengenai penggunaan aplikasi, terutama yang berkaitan dengan kendala transaksi maupun stabilitas layanan.

3. Hasil Ekstraksi Fitur

Tahapan berikutnya adalah ekstraksi fitur menggunakan metode TF-IDF. Metode ini digunakan untuk mengubah data teks hasil *preprocessing* menjadi bentuk numerik sehingga dapat diproses oleh algoritma Random Forest[14]. Proses pembobotan menghasilkan matriks fitur berukuran 2.641×3.553 , yang menunjukkan bahwa terdapat 2.641 dokumen dengan 3.553 kata unik sebagai fitur.



Gambar 4. Dua Puluh Kata yang Paling Sering Muncul

Berdasarkan Gambar 4 terlihat bahwa kata bca, saldo, transaksi, aplikasi, dan gagal merupakan kata yang paling sering muncul dalam ulasan pengguna. Hal tersebut menunjukkan bahwa sebagian besar ulasan membahas proses transaksi, penggunaan aplikasi, serta berbagai kendala yang dialami selama menggunakan layanan BCA Mobile.

Karakteristik kata pada masing-masing kategori sentimen kemudian divisualisasikan menggunakan WordCloud, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. WordCloud Sentimen Positif dan Sentimen Negatif

Karakteristik setiap kategori sentimen kemudian divisualisasikan menggunakan *WordCloud* sebagaimana ditampilkan pada Gambar 5. Pada sentimen positif terlihat dominasi kata seperti bagus, mudah, bantu, saldo, dan transaksi, yang menggambarkan apresiasi pengguna terhadap kemudahan penggunaan aplikasi dan kelancaran layanan transaksi. Sebaliknya, *WordCloud* sentimen negatif didominasi oleh kata masuk, aplikasi, eror, gagal, transaksi, dan saldo, yang mengindikasikan bahwa keluhan pengguna umumnya berkaitan dengan kegagalan transaksi, kesulitan mengakses aplikasi, dan gangguan sistem.

4. Hasil Klasifikasi Algoritma Random Forest

Proses klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma Random Forest dengan pembagian data sebesar 80% sebagai data latih dan 20% sebagai data uji. Berdasarkan skenario tersebut diperoleh 2.112 data latih dan 529 data uji.

Selanjutnya, model dievaluasi menggunakan *Confusion Matrix*, *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* untuk mengukur kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna[15]. Hasil evaluasi ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Evaluasi Model Random Forest

Metrik Evaluasi	Nilai
<i>Accuracy</i>	78,45%
<i>Precision</i>	79,01%
<i>Recall</i>	78,45%
<i>F1-Score</i>	77,92%

Berdasarkan hasil evaluasi, model Random Forest memperoleh nilai *Accuracy* sebesar 78,45%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model mampu mengelompokkan sebagian besar data sentimen dengan tingkat ketepatan yang cukup baik. Selain itu, nilai *Precision* sebesar 79,01% mengindikasikan bahwa hasil prediksi model memiliki tingkat ketelitian yang baik, sedangkan nilai *Recall* sebesar 78,45% menunjukkan kemampuan model dalam mengenali data pada setiap kelas sentimen. Nilai *F1-Score* sebesar 77,92% memperlihatkan bahwa keseimbangan antara *Precision* dan *Recall* sudah cukup baik sehingga performa model dapat dikatakan stabil.

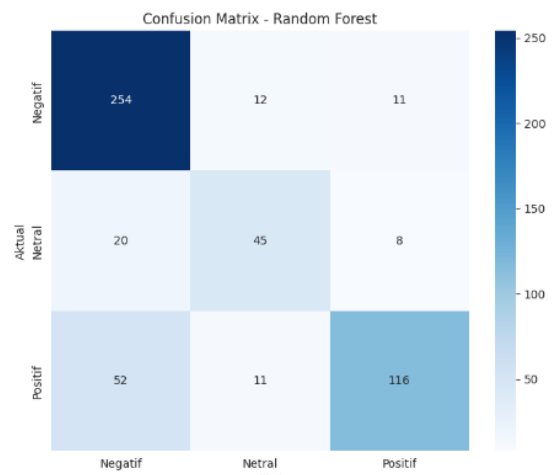
Analisis lebih rinci terhadap setiap kelas sentimen dilakukan menggunakan *Classification Report* sebagaimana disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Classification Report Algoritma Random Forest

Kelas Sentimen	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif	0,78	0,92	0,84	277
Netral	0,66	0,62	0,64	73
Positif	0,86	0,65	0,74	179

Berdasarkan Tabel IV, model menunjukkan performa terbaik pada kelas Negatif dengan nilai *Recall* sebesar 0,92 dan *F1-Score* sebesar 0,84, yang menunjukkan bahwa sebagian besar ulasan negatif berhasil dikenali dengan baik oleh model. Pada kelas Positif, model memperoleh *Precision* tertinggi sebesar 0,86, namun nilai *Recall* sebesar 0,65 menunjukkan bahwa masih terdapat beberapa ulasan positif yang diprediksi sebagai kelas lain.

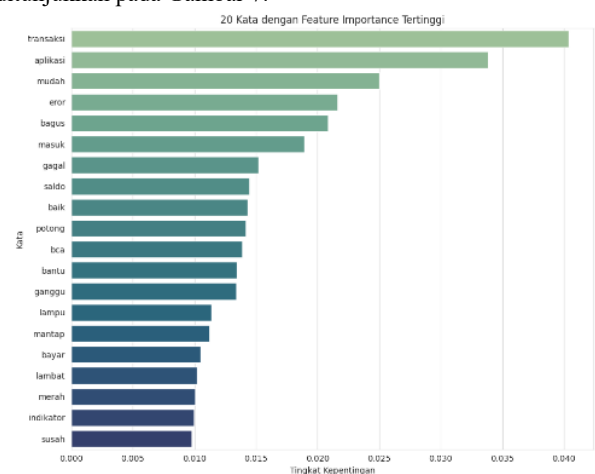
Sementara itu, kelas Netral memperoleh nilai *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* yang lebih rendah dibandingkan dua kelas lainnya. Hal tersebut diduga dipengaruhi oleh jumlah data netral yang lebih sedikit sehingga model memiliki keterbatasan dalam mempelajari pola pada kelas tersebut. Visualisasi hasil klasifikasi ditampilkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Confusion Matrix Algoritma Random Forest

Visualisasi *Confusion Matrix* pada Gambar 6 memperlihatkan bahwa model berhasil mengklasifikasikan 254 ulasan negatif, 45 ulasan netral, dan 116 ulasan positif dengan benar. Meskipun demikian, masih ditemukan sejumlah kesalahan klasifikasi, terutama pada ulasan positif yang diprediksi sebagai sentimen negatif. Hal tersebut menunjukkan adanya kemiripan karakteristik kata pada kedua kategori sehingga model belum mampu membedakannya secara sempurna.

Selain mengevaluasi performa model, penelitian ini juga menganalisis tingkat kepentingan setiap fitur menggunakan metode Feature Importance pada Random Forest. Hasil analisis ditunjukkan pada Gambar 7.



Gambar 7. Feature Importance Algoritma Random Forest

Berdasarkan Gambar 7, kata transaksi, aplikasi, error, bagus, dan mudah merupakan fitur yang memiliki tingkat kepentingan paling tinggi dalam proses klasifikasi. Hal ini menunjukkan bahwa kata-kata tersebut memberikan kontribusi terbesar dalam menentukan kategori sentimen suatu ulasan. Temuan ini juga sejalan dengan hasil analisis frekuensi kata dan WordCloud yang menunjukkan bahwa aspek transaksi, performa aplikasi, dan pengalaman pengguna menjadi topik utama dalam ulasan aplikasi BCA Mobile.

Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma Random Forest mampu memberikan performa yang cukup baik dalam proses analisis sentimen ulasan pengguna BCA Mobile dengan nilai *Accuracy* sebesar 78,45%, *Precision* sebesar

79,01%, *Recall* sebesar 78,45%, dan *F1-Score* sebesar 77,92%. Hasil pelabelan juga memperlihatkan bahwa sentimen negatif mendominasi dengan persentase 52,44%, yang menunjukkan masih banyak pengguna menyampaikan keluhan terkait transaksi, akses aplikasi, maupun stabilitas sistem. Temuan tersebut diperkuat oleh hasil *WordCloud* dan analisis *Feature Importance* yang memperlihatkan dominasi kata seperti transaksi, aplikasi, eror, dan gagal.

Hasil penelitian ini sejalan dengan penelitian Argadinata dkk. [11] yang menyatakan bahwa Random Forest memiliki kemampuan yang baik dalam proses klasifikasi. Selain itu, penggunaan metode TF-IDF terbukti mampu menghasilkan representasi fitur yang lebih efektif sehingga mendukung peningkatan performa model klasifikasi [13].

Meskipun demikian, penelitian ini masih memiliki keterbatasan karena proses pelabelan sentimen menggunakan pendekatan *Lexicon Based*, sehingga kualitas hasil klasifikasi sangat dipengaruhi oleh kamus sentimen yang digunakan. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan memanfaatkan dataset yang lebih besar dan lebih seimbang serta menguji metode berbasis *deep learning*, seperti LSTM atau BERT, untuk memperoleh performa klasifikasi yang lebih optimal.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan algoritma Random Forest untuk melakukan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi BCA Mobile yang diperoleh dari Google Play Store. Dari 3.000 data hasil *web scraping*, sebanyak 2.641 ulasan dinyatakan layak digunakan setelah melalui proses seleksi serta tahapan *preprocessing*. Tahapan yang meliputi *cleaning*, *case folding*, normalisasi, *tokenizing*, *stopword removal*, *stemming*, dan pembobotan TF-IDF mampu menghasilkan representasi data yang sesuai untuk proses klasifikasi sentimen.

Hasil pengujian juga menunjukkan bahwa model Random Forest memperoleh nilai *Accuracy* sebesar 78,45%, *Precision* sebesar 79,01%, *Recall* sebesar 78,45%, dan *F1-Score* sebesar 77,92%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa algoritma mampu mengklasifikasikan ulasan pengguna ke dalam kategori positif, netral, dan negatif dengan performa yang cukup baik.

Hasil analisis memperlihatkan bahwa sentimen negatif mendominasi dengan persentase 52,44%, yang mengindikasikan bahwa sebagian besar pengguna masih menyampaikan keluhan terkait proses transaksi, akses ke aplikasi, serta stabilitas sistem. Temuan tersebut dapat dimanfaatkan sebagai masukan bagi pengembang untuk melakukan evaluasi dan pengembangan fitur guna meningkatkan kualitas layanan serta pengalaman pengguna.

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan menggunakan dataset yang lebih besar dan memiliki distribusi kelas yang lebih seimbang agar model dapat mempelajari karakteristik setiap kategori sentimen secara lebih optimal. Selain itu, penelitian berikutnya dapat membandingkan performa Random Forest dengan algoritma klasifikasi lainnya atau menerapkan pendekatan berbasis *deep learning*, seperti LSTM maupun

BERT, sehingga diperoleh hasil klasifikasi yang lebih akurat dan komprehensif.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. R. M. Akbar and I. Pratama, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi MyBCA dengan Naive Bayes, Random Forest, dan Decision Tree," *Sistemasi: Jurnal Sistem Informasi*, vol. 14, no. 5, pp. 2464–2478, Sep. 2025.
- [2] A. Miftahusalam, H. Pratiwi, and I. Slamet, "Perbandingan Metode Random Forest dan Naive Bayes pada Analisis Sentimen Review Aplikasi BCA Mobile," in *Prosiding Seminar Nasional Universitas Negeri Surabaya*, Surabaya, Indonesia, Mei 2023, pp. 1–8.
- [3] Theofilus BA, Panny Agustia Rahayuningsih, and Muhammad Rezki, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Mobile Banking Bank Kalbar Menggunakan Algoritma Svm Random Forest dan Naive Bayes," *JUKTISI: Jurnal Komputer Teknologi Informasi Sistem Komputer*, vol. 5, no. 2, pp. 1252–1263, Sep. 2026.
- [4] A. Widodo, B. A. Herlambang, and R. Renaldy, "Optimizing Support Vector Machine (SVM) for Sentiment Analysis of Blu by BCA Reviews with Chi-Square," *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)*, vol. 9, no. 5, pp. 2588–2597, Oct. 2025.
- [5] W. F. Sari, R. Rahim, and F. Adrianto, "Analisis Sentiment Review Pengguna BCA Mobile Menggunakan Teks Mining," *Cakrawala: Repositori IMWI*, vol. 6, no. 2, pp. 981–985, Mar. 2023.
- [6] J. A. Marpaung, M. Devega, and Yuhelmi, "Analisis Sentimen Kepuasan Pengguna Aplikasi BCA Mobile menggunakan Metode Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM)," in *SEMASTER: Prosiding Seminar Nasional Teknologi Informasi & Ilmu Komputer*, vol. 3, no. 1, 2024, pp. 249–261.
- [7] A. D. Sugiarto and M. S. Utomo, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna BCA Mobile di Google Play Store Menggunakan Metode Decision Tree," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 9, no. 5, pp. 8004–8008, Okt. 2025.
- [8] T. Gori, A. Sunyoto, and H. Al Fatta, "Preprocessing Data dan Klasifikasi untuk Prediksi Kinerja Akademik Siswa," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 11, no. 1, pp. 215–224, Feb. 2024, doi: 10.25126/jtiik.20241118074.
- [9] K. A. Tompunu and A. Wedhasmara, "Analisis Sentimen Masyarakat pada Komentar Instagram terhadap Program Pemerintah Kota Palembang dalam Pencapaian SDG 6 Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *Rabit: Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Univrab*, vol. 11, no. 1, pp. 476–493, Jan. 2026, doi: 10.36341/rabit.v11i1.6992.
- [10] S. Ratnaswari, N. C. Wibowo, and D. S. Y. Kartika, "Analisis Sentimen Menggunakan Metode Lexicon-Based dan Support Vector Machine pada Presiden dan Wakil Presiden Indonesia Periode 2024–2029," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 13, no. 1, Jan. 2025, doi: 10.23960/jitet.v13i1.5604.
- [11] A. P. Argadinata, D. A. Fatah, and H. Sukri, "Klasifikasi Kualitas Buah Apel Menggunakan Metode Random Forest," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol.

- 9, no. 2, pp. 2016–2022, Mar. 2025, doi: 10.36040/jati.v9i2.12854
- [12] M. J. Aufa and A. Qoiriah, “Analisis Sentimen Pengguna Platform Belajar Online Coursera menggunakan Random Forest dengan Metode Ekstraksi Fitur Word2vec,” *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*, vol. 4, no. 3, pp. 244–255, 2022, doi: 10.26740/jinacs.v4n03.p244-255.
- [13] D. Septiani and I. Isabela, “Analisis Term Frequency Inverse Document Frequency (TF-IDF) dalam Temu Kembali Informasi pada Dokumen Teks,” *Sistem dan Teknologi Informasi Indonesia (SINTESIA)*, vol. 1, no. 2, pp. 81–88, Mar. 2022.
- [14] I. F. L. Hakim and H. Sugiarti, “Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Gojek Menggunakan Metode TF-IDF dan Algoritma Random Forest,” in *Prosiding Seminar Nasional Sains dan Teknologi "SainTek"*, vol. 2, no. 2, Aug. 2025, pp. 229–240.
- [15] W. R. As'ari, M. Arifin, D. L. Fithri, and P. Setiaji, “Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Spotify di Google Play Store Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 9, no. 2, pp. 3600–3607, Apr. 2025, doi: 10.36040/jati.v9i2.13543