

Analisis Sentimen Ulasan Kepuasan Pengguna Aplikasi Mobile Menggunakan Algoritma *Random Forest*

Sofi Septriani¹, Elvi Rahmi², Desi Wahana³

^{1,2,3} Program Studi Rekayasa Perangkat Lunak- Politeknik Negeri Bengkalis

Jalan Bathin Alam Sei Alam – Bengkalis - Indonesia

pjii.sptrni03@gmail.com, elvirahmi@polbeng.ac.id, desiwahana@polbeng.ac.id

Abstrak— Ulasan pengguna pada aplikasi mobile banking di Google Play Store merupakan sumber informasi penting dalam mengevaluasi tingkat kepuasan pengguna dan kualitas layanan. Namun, jumlah ulasan yang besar membuat analisis manual menjadi tidak efisien dan memerlukan pendekatan otomatis. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan ulasan pengguna ke dalam tiga kategori sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral, dengan menggunakan algoritma Random Forest. Proses penelitian diawali dengan pengumpulan data melalui teknik web scraping sebanyak 2.500 ulasan, serta penambahan 49 ulasan dari App Store untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas. Tahap *Preprocessing data* dilakukan untuk membersihkan data teks sehingga diperoleh 2.020 data yang siap digunakan. Selanjutnya, pembobotan fitur dilakukan menggunakan metode TF-IDF sebelum proses klasifikasi. Evaluasi model dilakukan menggunakan Confusion Matrix dengan metrik Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score. Hasil pengujian pada 404 data uji menunjukkan bahwa model mencapai nilai Accuracy sebesar 80,94%, Precision 79,62%, Recall 78,76%, dan F1-Score 78,77%. Hasil ini menunjukkan bahwa algoritma Random Forest memiliki performa yang cukup baik dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi mobile banking secara otomatis dan dapat digunakan sebagai alat bantu dalam analisis kepuasan pengguna.

Kata Kunci— Analisis Sentimen, Random Forest, Confusion Matrix, Mobile Banking, Klasifikasi.

Abstract— User reviews on mobile banking applications available on the Google Play Store serve as an important source of information for evaluating user satisfaction and service quality. However, the large volume of reviews makes manual analysis inefficient and time-consuming, thus requiring an automated approach. This study aims to classify user reviews into three sentiment categories: positive, negative, and neutral, using the Random Forest algorithm. The research methodology begins with data collection through web scraping, resulting in 2,500 reviews, along with the addition of 49 reviews from the App Store to address class imbalance. A *Preprocessing data* stage was conducted to clean the textual data, resulting in 2,020 valid datasets. Feature weighting was performed using the TF-IDF method before applying the Random Forest classification. Model evaluation was carried out using a Confusion Matrix with performance metrics including Accuracy, Precision, Recall, and F1-Score. The testing results on 404 data samples show that the model achieved an

Accuracy of 80.94%, Precision of 79.62%, Recall of 78.76%, and an F1-Score of 78.77%. These results indicate that the Random Forest algorithm performs well in automatically classifying user sentiment in mobile banking application reviews and can be effectively utilized as a tool to support user satisfaction analysis.

Keywords— Sentiment Analysis, Random Forest, Confusion Matrix, Mobile Banking, Classification.

I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi telah mengubah cara masyarakat dalam menjalankan berbagai aktivitas di era digital. Perubahan ini memberikan dampak signifikan di berbagai sektor, termasuk sektor perbankan. Di Indonesia, lembaga keuangan dituntut untuk mampu beradaptasi dengan kebutuhan dan harapan nasabah yang semakin tinggi. Salah satu bentuk transformasi digital pada sektor ini adalah hadirnya layanan *mobile banking* yang memungkinkan nasabah melakukan transaksi keuangan kapan saja dan di mana saja melalui perangkat seluler.

Bank Riau Kepri Syariah (BRK Syariah) sebagai bank syariah daerah milik Pemerintah Provinsi Riau dan Kepulauan Riau terus melakukan inovasi mengikuti perkembangan teknologi. Setelah bertransformasi menjadi bank umum syariah pada tahun 2022, BRK Syariah meluncurkan aplikasi BRKS Mobile sebagai layanan perbankan digital yang memudahkan masyarakat dalam mengakses layanan sesuai prinsip syariah. Aplikasi ini menyediakan berbagai fitur seperti pengecekan saldo, transfer dana, pembayaran tagihan, hingga pengisian saldo *e-wallet*.

Keberhasilan suatu aplikasi tidak hanya ditentukan oleh fitur yang ditawarkan, tetapi juga oleh tingkat kepuasan dan pengalaman pengguna. Ulasan pengguna pada Google Play Store menjadi salah satu sumber informasi penting yang mencerminkan persepsi terhadap kualitas layanan aplikasi. Ulasan tersebut berisi opini, kritik, saran, maupun keluhan yang dapat dimanfaatkan sebagai bahan evaluasi. Namun, banyaknya ulasan yang tersedia menyebabkan proses analisis secara manual menjadi kurang efektif dan efisien dalam memahami kebutuhan pengguna secara menyeluruh.

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, digunakan pendekatan analisis sentimen berbasis *machine learning*.

Analisis sentimen merupakan proses untuk mengidentifikasi kecenderungan opini dalam teks digital, apakah termasuk sentimen positif, negatif, atau netral. Dengan pendekatan ini, pengolahan data ulasan dapat dilakukan secara otomatis, lebih cepat, dan mampu mengurangi subjektivitas dalam proses analisis.

Salah satu metode yang efektif dalam analisis sentimen adalah algoritma *Random Forest*, yang dikenal memiliki performa yang baik dalam klasifikasi teks serta mampu menangani data yang kompleks dan mengurangi risiko *overfitting* [1]. Penelitian sebelumnya oleh Miftahusalam et al. menunjukkan bahwa metode *Random Forest* memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan Naïve Bayes dalam analisis sentimen aplikasi BCA Mobile, dengan akurasi mencapai hampir 94% [2]. Penelitian lain oleh Kaeren et al. juga menunjukkan bahwa *Random Forest* memberikan performa yang lebih baik dibandingkan Naïve Bayes dalam analisis sentimen aplikasi LinkAja, dengan akurasi sebesar 82% serta mayoritas ulasan bernada negatif terkait kendala teknis dan layanan [3].

Seiring dengan perkembangan penelitian dalam bidang analisis sentimen, berbagai metode klasifikasi telah banyak digunakan dalam lima tahun terakhir, baik yang berbasis machine learning maupun deep learning. Metode seperti Naïve Bayes, Support Vector Machine (SVM), Random Forest, Long Short-Term Memory (LSTM), serta Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) menunjukkan performa yang beragam tergantung pada karakteristik data dan kompleksitas model yang digunakan. Metode Naïve Bayes dikenal sederhana dan cepat, namun memiliki keterbatasan dalam menangani kompleksitas bahasa. Support Vector Machine (SVM) mampu menghasilkan akurasi yang tinggi, tetapi sensitif terhadap pemilihan parameter. Sementara itu, metode berbasis deep learning seperti LSTM dan BERT mampu memahami konteks bahasa secara lebih mendalam, namun membutuhkan jumlah data yang besar serta sumber daya komputasi yang tinggi.

Di antara berbagai metode tersebut, Random Forest menjadi salah satu metode yang cukup stabil karena mampu menangani data dengan fitur yang beragam serta mengurangi risiko *overfitting*. Selain itu, Random Forest juga memiliki performa yang kompetitif dibandingkan metode lainnya dengan kompleksitas yang relatif lebih rendah.

Meskipun metode deep learning seperti LSTM dan BERT mampu memberikan akurasi yang sangat tinggi, penggunaannya membutuhkan sumber daya komputasi yang besar serta jumlah data yang banyak. Hal ini menjadi kurang efisien dalam penelitian dengan keterbatasan data dan perangkat. Oleh karena itu, algoritma Random Forest dipilih dalam penelitian ini karena mampu memberikan keseimbangan antara akurasi, stabilitas model, dan efisiensi komputasi.

Meskipun berbagai metode telah digunakan dalam penelitian analisis sentimen, sebagian besar penelitian sebelumnya lebih berfokus pada aplikasi keuangan berskala nasional seperti mobile banking konvensional dan dompet digital. Selain itu, penelitian yang ada umumnya

menitikberatkan pada perbandingan performa algoritma tanpa mempertimbangkan konteks spesifik pengguna pada layanan perbankan syariah daerah. Hingga saat ini, masih terbatas penelitian yang mengkaji analisis sentimen pada aplikasi mobile banking syariah daerah seperti BRKS Mobile, khususnya dengan menggunakan algoritma Random Forest sebagai metode utama. Oleh karena itu, penelitian ini memiliki posisi sebagai upaya untuk mengisi kesenjangan tersebut dengan menganalisis sentimen pengguna dalam konteks layanan perbankan syariah daerah, sehingga diharapkan dapat memberikan insight yang lebih relevan terhadap kebutuhan pengguna lokal.

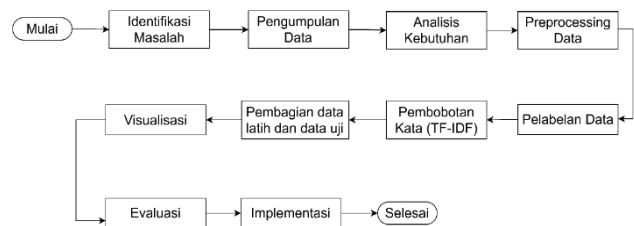
II. METODE PENELITIAN

A. Analisis Sentimen

Pada penelitian ini, analisis sentimen digunakan untuk mengelompokkan ulasan pengguna aplikasi BRKS Mobile ke dalam kategori sentimen positif, negatif, dan netral. Proses analisis dilakukan dengan memanfaatkan data ulasan yang telah melalui tahap *Preprocessing data*, kemudian diubah menjadi representasi numerik menggunakan metode TF-IDF. Selanjutnya, data tersebut diklasifikasikan menggunakan algoritma Random Forest untuk menghasilkan label sentimen secara otomatis. Hasil klasifikasi ini digunakan untuk mengetahui kecenderungan opini pengguna terhadap kualitas layanan aplikasi BRKS Mobile.

B. Prosedur Penelitian

Penelitian ini mengikuti langkah-langkah sistematis sebagaimana ditunjukkan pada Gbr. 1 yang meliputi identifikasi masalah, pengumpulan data, analisis kebutuhan, *Preprocessing data*, pelabelan data, pembobotan kata (TF-IDF), pembagian data latih dan data uji, visualisasi, evaluasi, implementasi, dan selesai.



Gbr. 1. Prosedur penelitian

C. Data

Pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan menggunakan teknik web scraping dengan memanfaatkan bahasa pemrograman Python dan library *google_play_scraper* untuk mengambil ulasan pengguna dari Google Play Store. Data yang dikumpulkan berasal dari aplikasi BRKS Mobile sebanyak 2.500 ulasan. Informasi yang diperoleh meliputi nama pengguna, rating aplikasi, tanggal ulasan, serta teks ulasan pengguna. Seluruh data yang diperoleh kemudian disusun dalam bentuk DataFrame untuk memudahkan proses

pengolahan pada tahap selanjutnya dan disimpan dalam format CSV sebagai data utama dalam analisis sentimen.

Selanjutnya, dilakukan penambahan sebanyak 49 data ulasan yang diperoleh dari App Store dengan fokus pada kelas minoritas untuk mengatasi ketidakseimbangan distribusi data. Dengan demikian, total data awal yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebanyak 2.549 ulasan yang terdiri dari 2.500 ulasan dari Google Play Store dan 49 ulasan tambahan dari App Store.

Setelah melalui tahap *Preprocessing data*, jumlah data yang dapat digunakan dalam penelitian ini menjadi 2.020 data bersih. Secara statistik, data ulasan memiliki variasi panjang teks yang berbeda-beda, mulai dari ulasan sangat singkat hingga ulasan panjang. Selain itu, ditemukan beberapa **anomali data** seperti ulasan kosong, ulasan yang hanya berisi simbol atau emoji, serta data duplikat.

Penanganan terhadap data tersebut dilakukan pada tahap *Preprocessing data*, yaitu dengan menghapus data kosong, menghilangkan karakter khusus dan emoji, serta menghapus duplikasi data. Proses ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas dataset sehingga model yang dihasilkan lebih akurat dan tidak bias.

D. Algoritma Random Forest

Dalam penelitian ini, *Random Forest* digunakan untuk mengubah teks ulasan pengguna menjadi data terstruktur berupa kategori sentimen, yang bisa dianalisis lebih lanjut untuk meningkatkan kualitas BRKS Mobile dan membantu pengembang memahami kebutuhan pengguna secara efektif.

Algoritma *Random Forest* bekerja dengan membuat beberapa decision trees, kemudian menggabungkan hasil prediksi dari semua decision trees tersebut untuk mendapatkan hasil akhir yang lebih akurat. *Random Forest* tidak hanya memberikan hasil akurasi yang tinggi, tetapi juga efektif dalam mengatasi noise dan dapat digunakan untuk klasifikasi data dalam jumlah besar [4]. Berikut persamaan untuk menghitung entropy dapat dilihat pada Pers.1 dan untuk menghitung information gain dapat dilihat pada Pers.2 sebagai berikut:

$$Entropy(s) = - \sum_{i=1}^n P_i \log_2(P_i) \quad \text{(Pers. 1)}$$

Keterangan:

- S : Himpunan dataset
- n : Banyaknya jumlah kelas
- p_i : Probabilitas kelas ke-i dalam output S

$$InformationGain(A) = Entropy(s) - \sum_{i=1}^n \frac{S_i}{S} \times Entropy(S_i) \quad \text{(Pers. 2)}$$

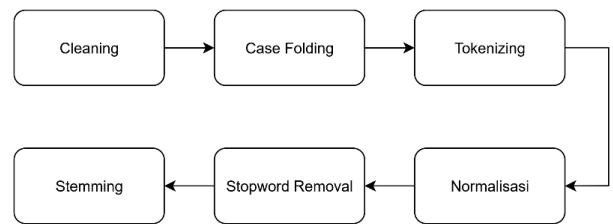
Keterangan:

- A : Atribut
- S : Himpunan dataset
- $|S_i|$: Jumlah sample untuk nilai ke-i
- $|S|$: Banyaknya jumlah data

Entropy digunakan untuk mengukur tingkat ketidakpastian data, sedangkan Information Gain digunakan untuk menentukan atribut terbaik dalam proses pembentukan decision tree dengan cara mengukur penurunan nilai entropy setelah data dibagi. Dalam algoritma Random Forest, kedua konsep ini digunakan pada setiap pembentukan decision tree untuk menghasilkan model klasifikasi yang lebih optimal.

E. Preprocessing data

Tahapan *Preprocessing data* dilakukan untuk membersihkan dan menyiapkan data ulasan sebelum dianalisis. Tahap ini merupakan bagian penting dalam pengolahan data yang bertujuan untuk menghilangkan noise serta memperbaiki data yang tidak terstruktur [5]. Adapun tahapan *Preprocessing data* yang dilakukan meliputi cleaning data, case folding, tokenizing, normalisasi, stopword removal, dan stemming sehingga menghasilkan data teks yang lebih terstruktur dan siap digunakan dalam proses klasifikasi.



Gbr. 2. Preprocessing data data

Langkah-langkah dalam tahapan *Preprocessing data* data dalam penelitian ini yakni sebagai berikut:

a. Cleaning Data

Tahap ini merupakan langkah menghapus karakter-karakter yang tidak penting dalam hasil pengumpulan data seperti tanda baca (!, ?, ,, dll), angka, emoji, dan simbol lainnya. Tahap ini dilakukan untuk meningkatkan kualitas data dan membersihkan data dari noise [6].

b. Case Folding

Case Folding merupakan proses mengubah huruf kapital menjadi huruf kecil (*lowercase*) dalam sebuah dataset [7]. Tujuannya untuk menyeragamkan penulisan dan menghindari perbedaan makna akibat kapitalisasi sehingga pengolahan datanya lebih mudah dianalisis.

c. Tokenizing

Pada tahap tokenisasi, kalimat dipecah menjadi bagian-bagian yang lebih kecil atau token. Tahap ini dilakukan agar dapat dianalisis secara terpisah sehingga membantu dalam melakukan transformasi setiap kata menjadi angka.

d. Normalisasi

Normalisasi merupakan tahap proses pengubahan kata ke dalam bentuk standar (kata baku) untuk mempermudah pengolahan dan analisis. Jika tidak melakukan tahapan ini, analisis yang dihasilkan bisa bias atau tidak akurat dikarenakan variasi penulisan yang tidak standar.

e. Stopword Removal

Tahapan untuk menghapus kata-kata yang tidak diperlukan atau tidak memiliki makna penting dalam analisis seperti “dan”, “yang”, “di”, dan lain sebagainya. Tujuannya

untuk menghilangkan kata-kata dengan informasi rendah agar analisis fokus pada kata yang bermakna signifikan [7].

f. *Stemming*

Tahapan proses mengurangi kata yang mengandung imbuhan di awalan, sisipan, akhiran ataupun kombinasi sehingga menjadi kata dalam bentuk dasar. Proses ini penting dalam pengolahan bahasa alami karena membantu menyamakan berbagai bentuk kata menjadi satu bentuk dasar yang sama, sehingga memudahkan dalam analisis teks seperti pencarian informasi, klasifikasi teks, dan analisis sentimen.

F. *Pembobotan Kata (TF-IDF)*

TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*) merupakan metode yang digunakan untuk menilai seberapa penting suatu kata dalam sebuah dokumen, dengan memberikan bobot berdasarkan frekuensi kemunculan kata dalam setiap ulasan serta mempertimbangkan jaranginya kata tersebut muncul di seluruh dokumen lainnya. Untuk melakukan pembobotan kata dapat menggunakan persamaan berikut:

$$TF(t, n) = \frac{\text{Jumlah kemunculan kata } t \text{ dalam dokumen}}{\text{total kata dalam dokumen}} \quad (\text{Pers. 3})$$

Keterangan:

t = frekuensi kemunculan kata

n = dokumen yang sedang dianalisis

Menghitung TF pada Pers. 3 digunakan untuk mengukur tingkat kepentingan kata dalam satu dokumen. Semakin sering suatu kata muncul dalam dokumen, maka nilai TF akan semakin besar.

$$IDF = \log \left(\frac{N}{df(t)} \right) \quad (\text{Pers. 4})$$

Keterangan:

t = term (kata)

N = jumlah keseluruhan dokumen

df(t) = jumlah dokumen yang memuat term

Menghitung IDF pada Pers. 3 digunakan untuk mengukur keunikan atau kelangkaan suatu kata dalam seluruh dokumen.

$$TF - IDF = TF \times IDF \quad (\text{Pers. 5})$$

Keterangan:

TF - IDF = bobot term dalam dokumen

TF = *term frequency* kata t pada dokumen

IDF = *inverse document frequency* kata t

Menghitung TF-IDF pada Pers. 4 digunakan untuk menentukan seberapa penting suatu kata dalam sebuah dokumen relatif terhadap seluruh dokumen. Metode TF-IDF digunakan untuk mengubah data teks menjadi representasi numerik berupa bobot kata, sehingga dapat diproses oleh algoritma machine learning. Dengan menggunakan TF-IDF,

kata-kata yang memiliki tingkat kepentingan tinggi dalam suatu dokumen akan mendapatkan bobot lebih besar, sehingga dapat meningkatkan performa model dalam proses klasifikasi.

Setelah melalui tahap *Preprocessing data*, data ulasan yang semula berbentuk teks tidak terstruktur ditransformasikan menjadi data numerik menggunakan metode TF-IDF. Sebelum transformasi, data berupa kalimat ulasan pengguna, sedangkan setelah dilakukan pembobotan TF-IDF, data diubah menjadi vektor numerik yang merepresentasikan bobot setiap kata dalam dokumen. Hasil transformasi ini berupa matriks fitur dengan dimensi sejumlah dokumen dan jumlah kata unik (term), yang kemudian digunakan sebagai input dalam proses klasifikasi menggunakan algoritma Random Forest.

G. *Pelabelan Data*

Data yang sudah dilakukan *Preprocessing data*, ulasan yang ada perlu diberi label sentimen. Pelabelan data pada penelitian ini dilakukan dengan metode *Lexicon-based* dengan menghitung skor sentimen. Kata-kata yang mengandung sentimen positif, negatif, atau netral diidentifikasi, lalu dihitung skor sentimennya dengan menjumlahkan nilai opini dari setiap kata dalam kalimat [8].

Pada penelitian ini, kamus yang digunakan merupakan hasil adaptasi dari kamus InSet (*Indonesian Sentiment Lexicon*) yang tersedia di repositori Github oleh Fajri [9]. Adaptasi dilakukan dengan menyesuaikan karakteristik data ulasan, seperti mengidentifikasi kata yang muncul pada kategori positif dan negatif secara bersamaan, kemudian mempertahankan kata pada kategori dengan bobot polaritas yang dominan atau menghapus kata yang bersifat ambigu.

H. *Evaluasi Confusion Matrix*

Evaluasi pada penelitian ini menggunakan *Confusion Matrix* yang merupakan tabel untuk memberikan gambaran menyeluruh tentang kinerja model klasifikasi dengan membandingkan prediksi dan label sebenarnya, sehingga memungkinkan untuk mengevaluasi seberapa baik model bekerja dalam mengklasifikasikan data [10].

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. *Pelatihan Model*

Model klasifikasi sentimen dibangun menggunakan algoritma *Random Forest*. Dataset dibagi menjadi data latih dan data uji menggunakan metode *train_test_split* dengan proporsi 80% data latih dan 20% data uji. *Random Forest* bekerja menggunakan mekanisme *ensemble learning* melalui proses voting dari banyak pohon keputusan. Kelas dengan jumlah voting terbanyak akan menjadi hasil prediksi akhir.

B. *Evaluasi*

Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*. Selain itu digunakan juga *Confusion Matrix* untuk melihat distribusi hasil prediksi model terhadap masing-masing kelas sentimen. Hasil evaluasi model *Random Forest* ditunjukkan pada Tabel 1.

TABEL I.
METRIK EVALUASI

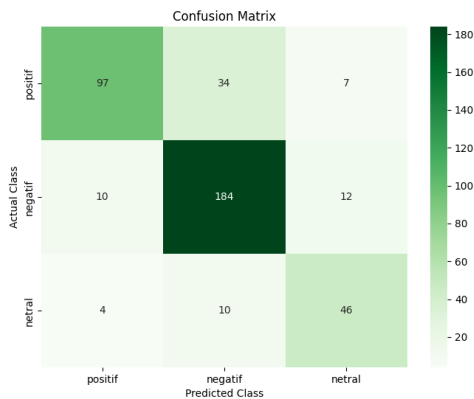
Metrik	Nilai
Accuracy	80,94%
Precision	79,62%
Recall	78,76%
F1-Score	78,77%

Berdasarkan hasil evaluasi, model *Random Forest* memperoleh nilai akurasi sebesar 80,94% yang menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi sentimen dengan baik. Berikut distribusi hasil klasifikasi berdasarkan *Confusion Matrix* ditunjukkan pada Tabel 2.

TABEL II
DISTRIBUSI HASIL KLASIFIKASI

Kelas	TP	FP	FN	TN
Positif	97	14	41	252
Negatif	184	44	22	154
Netral	46	19	14	325

Total data uji yang digunakan pada proses evaluasi sebanyak 404 data.



Gbr. 3. Confusion matrix

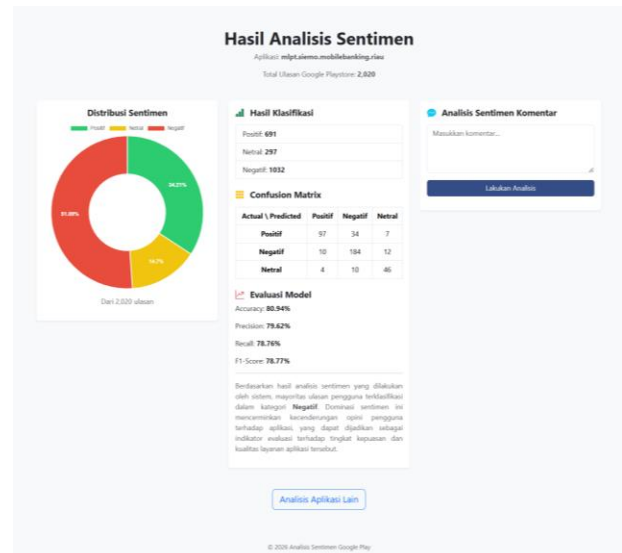
Berdasarkan *Confusion Matrix* pada Gambar 3, model *Random Forest* mampu mengklasifikasikan sebagian besar data dengan baik, terutama pada kelas negatif yang memiliki jumlah prediksi benar tertinggi. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali ulasan dengan sentimen negatif dibandingkan kelas lainnya. Namun, masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi pada kelas positif dan netral karena adanya kemiripan karakteristik kata antar sentimen.

Kondisi ini dipengaruhi oleh beberapa faktor teknis dalam proses pemodelan. Pertama, distribusi data yang tidak seimbang (*imbalance*) menyebabkan model lebih cenderung mengenali pola pada kelas yang dominan, sehingga performa pada kelas lain menjadi kurang optimal. Meskipun telah dilakukan penambahan data pada kelas minoritas, proporsi data masih belum sepenuhnya seimbang sehingga tetap

berdampak pada hasil klasifikasi. Selain itu, karakteristik ulasan pada domain mobile banking turut mempengaruhi hasil model. Banyak ulasan pengguna mengandung campuran opini, seperti keluhan yang disertai harapan atau saran, sehingga sulit diklasifikasikan secara tegas ke dalam satu kategori sentimen. Hal ini menyebabkan terjadinya kesalahan prediksi (*misclassification*), terutama antara kelas positif dan netral. Di sisi lain, sentimen negatif umumnya menggunakan kata-kata yang lebih tegas dan spesifik seperti “error”, “gagal”, atau “lambat”, sehingga lebih mudah dikenali oleh model.

Dari sisi algoritma, *Random Forest* memiliki keunggulan dalam menangani data dengan jumlah fitur besar seperti hasil TF-IDF, namun memiliki keterbatasan dalam memahami hubungan semantik antar kata. Oleh karena itu, meskipun performa model secara keseluruhan sudah cukup baik, masih terdapat ruang untuk peningkatan, khususnya dalam menangkap konteks bahasa dan mengatasi ketidakseimbangan data. Hal ini menunjukkan bahwa performa model tidak hanya dipengaruhi oleh algoritma yang digunakan, tetapi juga oleh kualitas representasi fitur dan karakteristik data yang dianalisis.

Selain menampilkan hasil evaluasi model, penelitian ini juga mengimplementasikan sistem analisis sentimen berbasis website untuk mempermudah pengguna dalam melihat hasil klasifikasi secara interaktif. Tampilan hasil analisis sentimen pada website ditunjukkan pada Gambar 4.



Gbr. 4. Tampilan hasil analisis sentimen pada website

Berdasarkan tampilan hasil analisis sentimen pada website, mayoritas ulasan pengguna termasuk ke dalam kategori sentimen negatif dengan persentase sebesar 51,09%, diikuti sentimen positif sebesar 34,21% dan sentimen netral sebesar 14,7%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa mayoritas pengguna masih memberikan ulasan bernada negatif terhadap aplikasi BRKS Mobile, yang mengindikasikan adanya permasalahan pada kualitas layanan atau pengalaman pengguna aplikasi.

Untuk mendukung interpretasi hasil analisis sentimen tersebut, dilakukan visualisasi kata-kata yang sering muncul pada ulasan pengguna menggunakan *WordCloud*. Frekuensi kemunculan kata pada ulasan pengguna aplikasi BRKS Mobile divisualisasikan dalam bentuk *WordCloud*. Visualisasi ini digunakan untuk memberikan gambaran umum mengenai kecenderungan opini pengguna berdasarkan kata-kata yang paling sering muncul pada sentimen positif, negatif, dan netral.



Gbr. 5. Wordcloud sentimen positif



Gbr. 6. Wordcloud sentimen negatif



Gbr. 7. Wordcloud sentimen netral

Berdasarkan visualisasi *WordCloud*, setiap kategori sentimen menunjukkan kata dominan yang berbeda. Sentimen positif didominasi kata yang mencerminkan kepuasan pengguna, sentimen negatif menunjukkan keluhan dan kendala, sedangkan sentimen netral bersifat informatif tanpa kecenderungan emosi. Visualisasi ini membantu memahami pola opini pengguna pada tiap kategori.

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian, sistem analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi mobile banking berhasil dikembangkan menggunakan algoritma Random Forest. Data

diperoleh dari 2.500 ulasan Google Play Store serta tambahan 49 ulasan App Store untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas. Tahapan *Preprocessing data* meliputi pembersihan teks, normalisasi, dan penghapusan duplikat menghasilkan 2.020 data bersih yang diklasifikasikan ke dalam tiga kategori sentimen: positif, negatif, dan netral.

Hasil evaluasi pada 404 data uji menunjukkan performa model yang baik dengan nilai Accuracy 80,94%, Precision 79,62%, Recall 78,76%, dan F1-Score 78,77%, dengan kinerja terbaik pada kelas negatif. Secara keseluruhan, sistem mampu menjalankan seluruh tahapan analisis secara terintegrasi, mulai dari pengumpulan data hingga visualisasi hasil. Dengan demikian, algoritma Random Forest dinilai efektif untuk klasifikasi sentimen ulasan pengguna aplikasi mobile banking.

B. Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya yang masih berkaitan dengan metode yang digunakan, yaitu peningkatan jumlah dan variasi data ulasan terutama pada kelas minoritas agar distribusi data lebih seimbang dan kemampuan generalisasi model meningkat. Selain itu, pada penggunaan algoritma Random Forest, meskipun telah menunjukkan performa yang baik, proses penentuan parameter (*hyperparameter tuning*) belum dilakukan secara optimal sehingga pada penelitian selanjutnya dapat dilakukan optimasi parameter seperti jumlah tree (*n_estimators*), kedalaman tree (*max_depth*), dan parameter lainnya untuk meningkatkan kinerja model. Pada tahap *Preprocessing data* juga masih terdapat kemungkinan hilangnya informasi penting akibat proses *stopword removal* dan *stemming*, sehingga diperlukan penyesuaian daftar *stopword* serta evaluasi hasil *stemming* agar makna penting dalam teks tetap terjaga. Dengan melakukan penyempurnaan pada aspek-aspek tersebut, diharapkan hasil analisis sentimen yang diperoleh dapat menjadi lebih akurat, optimal, dan mampu merepresentasikan kondisi sebenarnya dari ulasan pengguna.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] C. G. Indrayanto, D. E. Ratnawati, and B. Rahayudi, "Analisis Sentimen Data Ulasan Pengguna Aplikasi MyPertamina di Indonesia pada Google Play Store menggunakan Metode Random Forest," 2023. [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [2] A. Miftahusalam, H. Pratiwi, and I. Slamet, "Perbandingan Metode Random Forest dan Naive Bayes pada Analisis Sentimen Review Aplikasi BCA Mobile," 2023, Accessed: May 25, 2025. [Online]. Available: <https://proceeding.unesa.ac.id/index.php/siptek/article/view/184>
- [3] Kaeren and Andrianingsih, "Analisis Sentimen Aplikasi Linkaja Di Google Play Store Menggunakan Algoritma Naive Bayes Dan Random Forest," *Jurnal Riset dan Aplikasi Mahasiswa Informatika (JRAMI)*, vol. 06, 2025.
- [4] N. Ambika Hapsari and A. Dwi Indriyanti, "Analisis Sentimen pada Aplikasi Dompot Digital Menggunakan Algoritma Random Forest," 2023.
- [5] S. A. S. Mola, D. L. B. Baun, I. O. Nunes, and M. M. A. R. Sani, "Analisis Sentimen Aplikasi Halo Bca Di Google Play Store Menggunakan Metode Naive Bayes, Support Vector Machine Dan Random Forest," *HOAQ (High Education of Organization Archive*

- Quality): Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 15, no. 2, pp. 69–79, Dec. 2024, doi: 10.52972/hoaq.vol15no2.p69-79.
- [6] M. F. Y. Herjanto and C. Carudin, “Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Sirekap Pada Play Store Menggunakan Algoritma Random Forest Classifier,” *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 2, Apr. 2024, doi: 10.23960/JITET.v12i2.4192.
- [7] A. Cahya Kamilla *et al.*, “Analisis Sentimen Film Agak Laen Dengan Kecerdasan Buatan: Text Mining Metode Naïve Bayes Classifier,” 2024.
- [8] O. Manullang, C. Prianto, and N. H. Harani, “Analisis Sentimen Untuk Memprediksi Hasil Calon Pemilu Presiden Menggunakan Lexicon Based dan Random Forest,” 2023. doi: <https://doi.org/10.33884/jif.v11i02.7987>.
- [9] “fajri91/InSet: Indonesia Sentiment Lexicon.” Accessed: Feb. 01, 2026. [Online]. Available: <https://github.com/fajri91/InSet>
- [10] M. J. Prasetyo, I. Made, and A. Agastya, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Perbankan di Google Play Store menggunakan Algoritma Support Vector Machine,” 2024. [Online]. Available: <http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>