

PENERAPAN RANDOM FOREST UNTUK ANALISIS SENTIMEN ULASAN GOOGLE PLAY PADA APLIKASI SEABANK

Nur Aifa¹, Nining Rahaningsih², Irfan Ali³, Denni Pratama⁴, Umi Hayati⁵.

Program Studi Teknik Informatika¹⁵
Program Studi Komputerisasi Akuntansi²⁴
Program Studi rekayasa Perangkat Lunak³

STMIK IKMI Cirebon
<https://ikmi.ac.id/page/18/?lang=de>
Email : nurasyifa621@gmail.com

(*) Corresponding Author nurasyifa621@gmail.com
Published : 30 Maret 2026

Abstract—The rapid expansion of digital banking in Indonesia has encouraged financial institutions to evaluate user perceptions through sentiment analysis of publicly accessible application reviews. SeaBank, as one of the growing digital banking platforms, receives thousands of reviews on Google Play, offering rich information about user satisfaction, complaints, and technical issues. This study aims to classify user sentiment toward the SeaBank application using the Random Forest algorithm. The dataset was collected using web scraping and processed through a comprehensive text preprocessing pipeline, including cleaning, case folding, normalization, tokenization, stopword removal, and stemming using Sastrawi. Sentiment labeling was conducted using a hybrid rating–lexicon approach to improve annotation consistency. Random Forest was applied for sentiment classification, and model performance was evaluated using accuracy, precision, recall, F1-score, and a confusion matrix. Results indicate that the model effectively identifies user sentiment and highlights common issues such as login failures, transaction errors, and application instability. Findings provide practical insights for improving SeaBank application services and contribute to Indonesian-language sentiment analysis research in the fintech sector.

Keywords: Sentiment Analysis, Random Forest, Google Play Review, SeaBank, Text Mining

Abstrak- Pertumbuhan layanan perbankan digital di Indonesia mendorong perlunya pemahaman mendalam terhadap persepsi pengguna melalui analisis sentimen ulasan aplikasi. SeaBank sebagai salah satu bank digital dengan jumlah ulasan tinggi di Google Play menyediakan data berharga mengenai tingkat kepuasan, keluhan, dan masalah teknis yang dialami pengguna. Penelitian ini bertujuan mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna SeaBank menggunakan algoritma Random Forest. Dataset diperoleh melalui teknik web scraping dan diproses melalui tahapan prapemrosesan, mencakup cleaning, case folding, normalisasi, tokenisasi, stopword removal, serta stemming dengan Sastrawi. Pelabelan sentimen dilakukan menggunakan pendekatan hybrid rating–lexicon untuk meningkatkan konsistensi anotasi. Random Forest diterapkan sebagai model klasifikasi dan dievaluasi menggunakan akurasi, presisi, recall, F1-score, serta confusion matrix. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi sentimen dengan baik serta menangkap pola keluhan umum seperti kegagalan login, gangguan transaksi, dan ketidakstabilan aplikasi. Temuan ini memberikan masukan penting bagi pengembangan layanan SeaBank serta memperkaya literatur analisis sentimen berbahasa Indonesia di sektor fintech.

Kata Kunci : analisis sentimen, Random Forest, Google Play, SeaBank, ulasan pengguna.

INTRODUCTION

Transformasi digital dalam sektor perbankan Indonesia telah mengubah cara masyarakat melakukan aktivitas finansial. Aplikasi mobile banking kini menjadi kanal utama bagi pengguna

untuk melakukan transaksi, memonitor saldo, mengakses layanan pinjaman, dan berinteraksi dengan ekosistem digital perbankan. Penelitian terbaru menegaskan bahwa kemudahan penggunaan (*perceived ease of use*), keandalan

sistem, kualitas antarmuka, serta rasa aman dan kepercayaan menjadi faktor utama yang menentukan keberhasilan sebuah aplikasi mobile banking di era digital (Jafri & Alam, 2024; Kumar, 2023; Sebayang, 2024). Sebagai salah satu bank digital dengan pertumbuhan signifikan, SeaBank memperoleh ribuan ulasan dari pengguna yang mengekspresikan tingkat kepuasan maupun keluhan mereka terhadap pengalaman menggunakan aplikasi.

Ulasan pada platform Google Play Store berfungsi sebagai indikator penting kualitas layanan karena sifatnya yang spontan, real-time, dan berasal langsung dari pengguna (*user-generated content*). Studi-studi terkini menunjukkan bahwa ulasan aplikasi dapat memberikan gambaran yang akurat mengenai performa sistem, kemudahan navigasi, stabilitas aplikasi, serta munculnya gangguan teknis (Adawaji, 2025; Palamidovska Sterjadovska, 2025). Oleh karena itu, analisis terhadap ulasan ini mampu membantu organisasi memahami kebutuhan pengguna dan menjadi dasar pengambilan keputusan strategis dalam pengembangan fitur.

Namun, ulasan pengguna di platform digital memiliki karakteristik linguistik yang kompleks. Teks ulasan cenderung pendek, sangat informal, menggunakan slang, singkatan, emotikon, dan sering kali mengandung campuran bahasa (*code-mixing*), terutama antara Bahasa Indonesia dan Bahasa Inggris. Fenomena ini membuat proses analisis sentimen jauh lebih menantang karena model harus memproses opini dalam format teks yang tidak terstruktur dan minim konteks (Hanić, 2024; Nasution, 2025). Selain itu, ekspresi emosional yang berlebihan, penggunaan sarkasme, dan struktur kalimat ambigu dapat mempengaruhi akurasi model klasifikasi apabila tidak ditangani dengan preprocessing yang tepat.

Metode analisis sentimen berbasis machine learning banyak direkomendasikan dalam literatur karena kemampuannya dalam mengenali pola linguistik dan polaritas opini secara sistematis. Di antara algoritma yang digunakan, Random Forest menunjukkan performa stabil dan akurat pada data teks berdimensi tinggi, serta dinilai tahan terhadap noise dan variasi ekspresi pengguna (Ashbaugh & Zhang, 2024; Wang, 2024; Wijaya & Kurniawan, 2023). Ketika digabungkan dengan teknik representasi fitur seperti TF-IDF, Random Forest mampu memetakan frekuensi dan bobot kata secara efektif sehingga model dapat membedakan opini positif, negatif, dan netral secara lebih presisi. Selain pemilihan algoritma, kualitas pelabelan sentimen merupakan faktor penting keberhasilan model. Penggunaan pendekatan **hybrid rating-lexicon** menjadi strategi yang semakin umum digunakan dalam penelitian terbaru karena

mengombinasikan kekuatan skor rating sebagai indikator sentimen dengan daftar kata berpolaritas positif dan negatif untuk mengatasi bias pada ulasan pendek atau ambigu. Pendekatan ini terbukti meningkatkan konsistensi anotasi dan mengurangi kesalahan label pada dataset berbahasa informal (Aditia Indriyani, 2023).

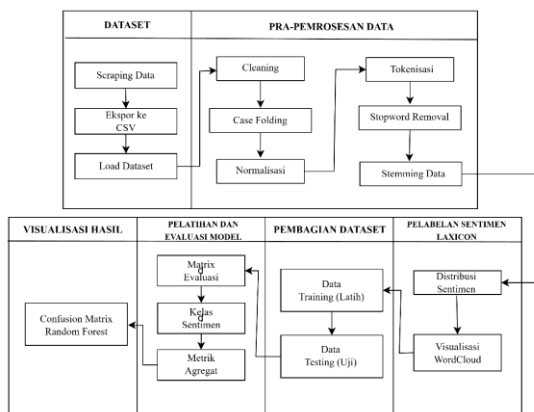
Berdasarkan konteks tersebut, penelitian ini memiliki tiga tujuan utama:

1. **menganalisis pola sentimen pengguna SeaBank** melalui ulasan Google Play sebagai representasi persepsi publik terhadap kualitas layanan aplikasi,
2. **menerapkan algoritma Random Forest** untuk membangun model klasifikasi sentimen yang mampu menangani data teks informal dan berdimensi tinggi,
3. **mengevaluasi performa model** menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, F1-score, serta confusion matrix untuk memahami bagaimana model menangkap persepsi pengguna terhadap keandalan, keamanan, dan stabilitas aplikasi SeaBank.

Secara akademik, penelitian ini berkontribusi pada pengembangan kajian analisis sentimen berbahasa Indonesia, khususnya dalam domain fintech yang masih relatif kurang dieksplorasi (Putri & Rahadi, 2022). Secara praktis, hasil penelitian ini dapat membantu SeaBank dalam meningkatkan stabilitas aplikasi, memperbaiki alur verifikasi, serta memprioritaskan fitur yang paling berpengaruh terhadap kepuasan pengguna. Dengan demikian, studi ini menyediakan pemahaman empiris yang relevan bagi pengembang sistem dan peneliti NLP dalam memodelkan sentimen pada ulasan digital yang bersifat dinamis dan heterogen.

MATERIALS AND METHODS

Gambar 1 Tahapan Penelitian menunjukkan alur ringkas tahapan penelitian yang digunakan dalam analisis sentimen ulasan SeaBank. Proses diawali dari pengambilan data melalui scraping dan pemuatan dataset, kemudian dilanjutkan dengan prapemrosesan teks seperti cleaning, normalisasi, tokenisasi, stopword removal, dan stemming. Setelah itu dilakukan pelabelan sentimen berbasis lexicon, diikuti pembagian data menjadi data latih dan data uji. Model Random Forest kemudian dilatih dan dievaluasi menggunakan metrik performa serta confusion matrix. Tahapan ditutup dengan visualisasi hasil berupa distribusi sentimen dan word cloud guna memperjelas pola sentimen pengguna. Gambar tersebut termuat dalam Gambar 3. 1 Tahapan Penelitian.



Gambar 1 Tahapan Penelitian

Dataset Awal dan Hasil Scraping

Data penelitian diperoleh melalui proses scraping dari Google Play Store menggunakan tool otomatis yang mengekstraksi elemen penting seperti Review ID, username, rating, teks ulasan, serta tanggal unggahan. Data mentah kemudian diekspor ke format CSV dan dimuat kembali untuk proses pengolahan. Contoh sebagian data hasil scraping menunjukkan variasi ulasan pengguna, mulai dari pujian singkat, komentar detail, hingga keluhan teknis mengenai aplikasi.

Hasil Prapemrosesan Teks

Tahapan prapemrosesan dilakukan untuk memastikan bahwa teks yang digunakan dalam pelatihan model bersih, konsisten, dan terstruktur. Setiap tahap menghasilkan perubahan pada teks ulasan, sebagaimana terlihat pada tabel hasil cleaning, case folding, normalisasi, tokenisasi, dan stopword removal yang Anda lampirkan.

a. Cleaning

Menghapus simbol, angka, HTML tag, dan karakter tidak relevan.

b. Case Folding

Mengubah seluruh teks menjadi huruf kecil guna menyeragamkan nilai fitur.

c. Normalisasi

Mengonversi kata tidak baku menjadi bentuk yang benar, misalnya "yg" menjadi "yang", "bgt" menjadi "banget".

d. Tokenisasi

Memecah kalimat menjadi daftar kata, sehingga model dapat menganalisis setiap token secara mandiri.

e. Stopword Removal

Menghapus kata-kata umum yang tidak memiliki pengaruh terhadap sentimen, seperti "yang", "dan", atau "itu".

Tahapan-tahapan ini menghasilkan teks yang jauh lebih ringkas dan siap digunakan sebagai input dalam proses ekstraksi fitur.

Pelabelan Sentimen Menggunakan Pendekatan Lexicon dan Rating

Pelabelan sentimen dilakukan secara otomatis dengan menggabungkan informasi rating dan daftar kata pada lexicon. Ulasan dengan rating tinggi dikategorikan sebagai positif, rating rendah sebagai negatif, dan rating tengah (3) diperiksa ulang menggunakan daftar kata bermuatan sentimen. Hasil pelabelan divisualisasikan dalam diagram distribusi sentimen yang menunjukkan sebaran kelas positif, netral, dan negatif.

Pembagian Dataset

Dataset yang telah dilabeli dibagi menjadi dua subset untuk mendukung proses pelatihan dan evaluasi model:

- Data Training** sebesar 80% dari keseluruhan dataset
- Data Testing** sebesar 20% untuk menguji performa model

Grafik pembagian dataset menunjukkan bahwa jumlah data latih mencapai 7.881 sampel, sedangkan data uji berjumlah 1.971 sampel. Pembagian ini menjaga keseimbangan data sekaligus memastikan model memiliki cukup variasi untuk belajar.

Pelatihan Model Random Forest

Model Random Forest dilatih menggunakan fitur teks yang telah diekstraksi melalui TF-IDF. Model ini terdiri dari banyak pohon keputusan yang bekerja secara ensemble untuk memprediksi kelas sentimen. Selama proses pelatihan, model mempelajari pola kata dan kombinasi fitur lain yang sering muncul pada ulasan positif, netral, maupun negatif.

Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan menggunakan beberapa metrik utama yang ditampilkan dalam tabel hasil evaluasi:

a. Precision, Recall, dan F1-score

Tabel evaluasi menunjukkan nilai:

- Precision kelas positif mencapai **0.901**, menunjukkan ketepatan model dalam memprediksi sentimen positif.
- Recall kelas negatif sebesar **0.652**, menandakan model cukup mampu mengenali ulasan negatif walaupun terdapat beberapa kesalahan identifikasi.
- F1-score pada kelas netral dan positif masing-masing berada pada kisaran **0.866**

dan **0.919**, menunjukkan performa yang stabil dan konsisten.

b. Accuracy Model

Nilai akurasi keseluruhan sebesar **0.874**, mengindikasikan bahwa sebagian besar prediksi model sesuai dengan label sebenarnya.

c. Confusion Matrix

Confusion matrix memberikan gambaran lebih detail terkait pola prediksi model:

1. Kelas positif memiliki jumlah prediksi benar tertinggi (**886 sampel**).
2. Kesalahan klasifikasi paling sering terjadi antara kelas netral dan negatif, karena teks yang ambigu sering mengandung ekspresi campuran.
3. Model menunjukkan kemampuan kuat dalam membedakan ulasan positif dari ulasan netral dan negatif.

Visualisasi confusion matrix yang Anda lampirkan memperjelas pola kesalahan dan keberhasilan prediksi model secara menyeluruh.

Visualisasi Hasil

Tahap akhir metode melibatkan visualisasi untuk memahami sebaran sentimen dan kualitas prediksi model. Beberapa visualisasi yang digunakan:

- a. Word Cloud Sentimen
Menggambarkan kata-kata yang paling sering muncul dalam setiap kategori sentimen.
- b. Diagram Distribusi Sentimen
Menunjukkan persentase ulasan positif, netral, dan negatif.
- c. Visualisasi Evaluasi Model

Confusion matrix digunakan untuk memetakan jumlah prediksi benar dan salah pada tiap kelas.

Visualisasi ini membantu memperjelas karakteristik dataset dan performa model secara lebih intuitif.

RESULTS AND DISCUSSION

Analisis Ulasan Mentah

Dataset awal berisi ulasan pengguna yang diekstraksi langsung dari Google Play Store. Contoh ulasan yang tampil pada tabel menunjukkan bahwa mayoritas pengguna mengekspresikan pengalaman secara singkat, dengan pola bahasa informal seperti “puas pakai seabank”, “bagus banget”, atau “platform yg bagus”. Variasi penulisan ini memperlihatkan adanya noise linguistik berupa singkatan, emotikon, serta struktur kalimat tidak baku. Data tersebut termuat dalam Tabel 1. Analisis Ulasan Mentah

Tabel 1. Analisis Ulasan Mentah

N o	Review ID	Username	Rating	Review Text	Date
1	926bf501-9194-4d77-b582-b5ce5955d89b	Pengguna Google	5	puas pakai seabank	2025-11-12 13:15:58
2	7fd25bd3-f5da-465e-88aa-d53fffaacc57	Pengguna Google	5	Bagus banget,TF gratis,byk bonusnya	2025-11-12 13:15:18
3	9829a601-fbbd-41ca-aba9-23e152296933	Pengguna Google	5	platform yg bagus dan tampilannya ramah pengguna baru, dan selalu ada kuota bebas boaya admin 🙌	2025-11-12 13:14:31
4	436cd8f1-0c42-43dd-9bf9-0aebcd73f6bc	Pengguna Google	5	seabank sangat aman dan cocok buat yang gajinya di tf	2025-11-12 13:13:52
5	38f57feb-4417-4d6c-82cf-887e6352e2b3	Pengguna Google	5	sangatt bagusss aplikasi nyaa bermanfaat	2025-11-12 13:12:00
6	6d73f947-feb3-437f-a92b-6bf0ce099b22	Pengguna Google	5	mantap	2025-11-12 13:08:12
7	a06a8598-b47a-45b2-a9ea-915e93bb5eb2	Pengguna Google	5	mantappp	2025-11-12 13:02:19
8	dd502d64-0f5f-45ec-919c-69ab4102ff76	Pengguna Google	5	senang sekali	2025-11-12 13:00:59
9	ace811d6-0ea8-4884-8d02-b3235d7ee3db	Pengguna Google	5	good	2025-11-12 13:00:28
10	0a790f7b-3243-4f92-8d1a-d62669af1b67	Pengguna Google	5	aku sangat senang terbantu	2025-11-12 12:59:11

Hasil Prapemrosesan Teks

Tabel hasil prapemrosesan memperlihatkan transformasi signifikan pada setiap tahapan:

1. Cleaning menghilangkan karakter asing serta menyederhanakan teks.
2. Case folding menyeragamkan teks menjadi huruf kecil untuk mengurangi duplikasi fitur.
3. Normalisasi memperbaiki kata tidak baku seperti “yg → yang”, “baguss → bagus”.
4. Tokenisasi memecah teks menjadi token kata untuk memudahkan pemetaan fitur.

5. Stopword removal menghapus kata-kata umum yang tidak memiliki nilai sentimen. Perubahan ini menjadikan teks lebih bersih dan relevan, sehingga model dapat mengenali pola sentimen dengan lebih efektif. Tabel prapemrosesan memperjelas bagaimana setiap tahapan secara bertahap menyempurnakan data menjadi bentuk yang terstruktur. Data tersebut termuat dalam Gambar 2. Prapemrosesan Teks

Username	Rating	Review Text	Date	cleaning	case_folding	normalisasi	tokenize	stopword removal
Pengguna Google	5	puas pakai seabank	2025-11-12 13:15:58	puas pakai seabank	puas pakai seabank	puas pakai seabank	[puas, pakai, seabank]	[puas, pakai, seabank]
Pengguna Google	5	Bagus banget,TF gratis,bnk bonusnya	2025-11-12 13:15:18	Bagus bangetTF gratis,bnk bonusnya	bagus bangetTF gratis,bnk bonusnya	bagus bangetTF gratis,bnk bonusnya	[bagus, bangetTF, gratis,bnk, bonusnya]	[bagus, bangetTF, gratis,bnk, bonusnya]
Pengguna Google	5	platform yg bagus dan tampilannya ramah pengu...	2025-11-12 13:14:31	platform yg bagus dan tampilannya ramah pengu...	platform yg bagus dan tampilannya ramah pengu...	platform yg bagus dan tampilannya ramah pengu...	[platform, yg, bagus, dan, tampilannya, ramah, pengu...]	[platform, yg, bagus, dan, tampilannya, ramah, pengu...]
Pengguna Google	5	seabank sangat aman dan cocok buat yang gaji n...	2025-11-12 13:13:52	seabank sangat aman dan cocok buat yang gaji n...	seabank sangat aman dan cocok buat yang gaji n...	seabank sangat aman dan cocok buat yang gaji n...	[seabank, sangat, aman, dan, cocok, buat, yang, gaji, n...]	[seabank, sangat, aman, dan, cocok, buat, yang, gaji, n...]
3827feb-4417-4d6c-82cf-887e6352e2b3	Pengguna Google	5	sangat bagus aplikasi nyaa bermanfaat	2025-11-12 13:12:00	sangat bagus aplikasi nyaa bermanfaat	sangat bagus aplikasi nyaa bermanfaat	[sangat, bagus, aplikasi, nyaa, bermanfaat]	[sangat, bagus, aplikasi, nyaa, bermanfaat]

Gambar 2. Prapemrosesan Teks

Distribusi Sentimen

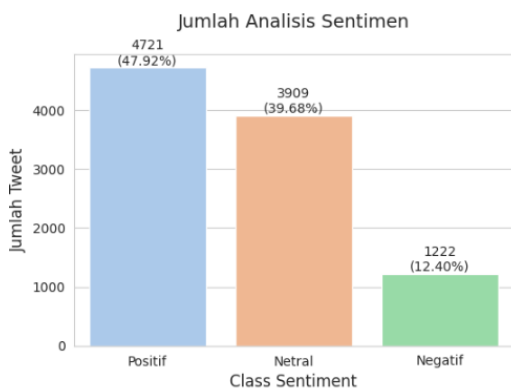
Grafik distribusi sentimen menunjukkan proporsi kelas sebagai berikut:

- a. **Positif:** 4.721 data (47.92%)
- b. **Netral:** 3.909 data (39.68%)
- c. **Negatif:** 1.222 data (12.40%)

Distribusi ini memberikan dua temuan utama:

1. **Dominasi Sentimen Positif**
Mayoritas pengguna memberikan penilaian baik terhadap SeaBank, terutama pada aspek kecepatan transaksi, hadiah, dan kemudahan penggunaan.
2. **Kelas Negatif Relatif Sedikit**
Meski kecil, ulasan negatif umumnya berisi keluhan penting terkait kegagalan login, gangguan verifikasi, atau transaksi error. Rendahnya jumlah kelas negatif menjadi salah satu tantangan dalam performa model pada kelas ini.

Data tersebut termuat dalam Gambar 3. Distribusi Sentimen.



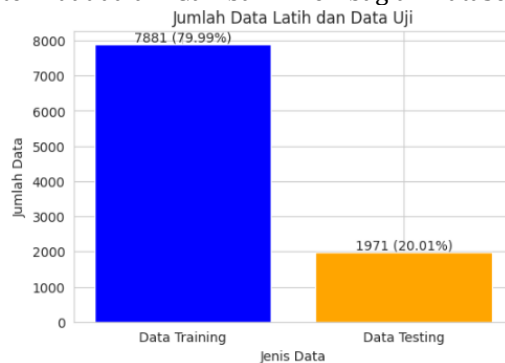
Gambar 3. Distribusi Sentimen

Pembagian Dataset

Grafik pembagian dataset menunjukkan bahwa:

- a. Data Training: 7.881 (79.99%)
- b. Data Testing: 1.971 (20.01%)

Jumlah data latih yang besar memberikan model cukup variasi untuk mempelajari pola sentimen, sedangkan porsi data uji yang memadai mampu mengukur performa model secara objektif dan stabil. Komposisi ini ideal dalam eksperimen supervised learning berbasis teks. Data tersebut termuat dalam Gambar 4. Pembagian Dataset.



Gambar 4. Pembagian Dataset

Evaluasi Model Random Forest

Tabel evaluasi menunjukkan performa model pada tiga kelas sentimen:

Precision

- a. Negatif: 0.772
- b. Netral: 0.866
- c. Positif: 0.901

Precision paling tinggi pada kelas positif menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi ulasan positif dengan presisi tinggi dan melakukan sedikit kesalahan.

Recall

- a. Negatif: 0.652
- b. Netral: 0.866
- c. Positif: 0.938

Nilai recall yang tinggi pada kelas positif dan netral menandakan bahwa model mampu menangkap sebagian besar data dari kedua kelas tersebut. Recall rendah pada kelas negatif menunjukkan model masih kesulitan mengenali ulasan bernada keluhan.

F1-Score

- a. Negatif: 0.707
- b. Netral: 0.866
- c. Positif: 0.919

Nilai F1-score memperlihatkan konsistensi model dalam menyeimbangkan precision-recall, terutama pada kelas netral dan positif.

Akurasi Keseluruhan

Accuracy: 0.874

Nilai akurasi tinggi menunjukkan bahwa Random Forest bekerja dengan baik untuk data ulasan berbahasa informal. Data tersebut termuat dalam Tabel 2. Evaluasi Model Random Forest.

Tabel 2. Evaluasi Model Random Forest

	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif	0.772	0.652	0.707	244.000
Netral	0.866	0.866	0.866	782.000
Positif	0.901	0.938	0.919	945.000
accuracy	0.874	0.874	0.874	0.874
macro avg	0.846	0.818	0.830	1971.000
weighted avg	0.871	0.874	0.872	1971.000

Analisis Confusion Matrix

Confusion matrix menunjukkan detail performa model dalam memprediksi kelas:

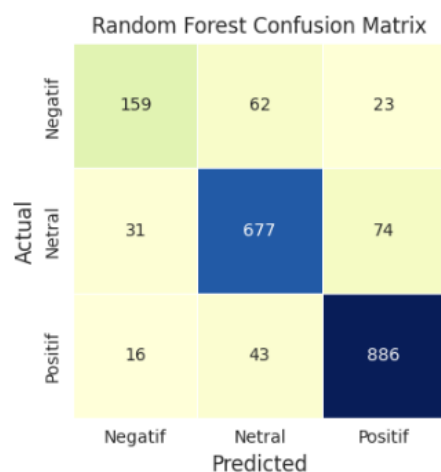
Tabel 3. Analisis Confusion Matrix

Actual / Predicted	Negatif	Netral	Positif
Negatif	159	62	23
Netral	31	677	74
Positif	16	43	886

Temuan penting dari visualisasi:

1. Prediksi Positif Sangat Akurat Model mampu mendeteksi ulasan positif secara dominan, terbukti dari 886 prediksi benar.
2. Netral Sering Berisikan Banyak ulasan netral yang diprediksi sebagai negatif atau positif karena kalimat netral sering berupa deskripsi tanpa emosi yang jelas, sehingga model menangkapnya sebagai informasi polos yang sulit dipetakan.
3. Negatif Paling Sulit Diklasifikasikan Kesalahan terbesar terdapat pada kelas negatif karena:
 - a. bahasa keluhan sering tidak langsung,
 - b. kata yang digunakan netral tetapi konteksnya negatif,
 - c. ulasan negatif jumlahnya sedikit sehingga model kurang banyak belajar pola negatif.

Hasil ini umum terjadi pada dataset sentimen dengan distribusi tidak seimbang.



Gambar 5. Confusion Matrix

Pembahasan Keseluruhan

Berdasarkan seluruh hasil, dapat disimpulkan bahwa:

1. Random Forest bekerja sangat baik untuk ulasan positif dan netral.
2. Kinerja pada ulasan negatif masih memiliki ruang perbaikan, terutama terkait minimnya data negatif dan pola bahasa keluhan yang ambigu.
3. Preprocessing berperan penting dalam membantu model mengenali pola linguistik informal.
4. Distribusi sentimen yang tidak seimbang mempengaruhi recall kelas negatif, yang menjadi tantangan umum dalam sentiment analysis.

Model ini tetap memberikan performa yang kuat secara keseluruhan, terutama dalam mengungkap persepsi pengguna terhadap aplikasi SeaBank yang pada mayoritas kasus bernada positif.

CONCLUSION

Penelitian ini berhasil menerapkan algoritma Random Forest untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi SeaBank berdasarkan data yang diperoleh dari Google Play Store. Tahapan prapemrosesan meliputi cleaning, case folding, normalisasi, tokenisasi, dan stopword removal berperan penting dalam memperbaiki kualitas teks sehingga siap digunakan sebagai fitur bagi model. Hasil pelabelan memperlihatkan bahwa ulasan pengguna didominasi oleh sentimen positif dan netral, sedangkan ulasan negatif memiliki proporsi yang jauh lebih kecil. Ketidakseimbangan ini berpengaruh terhadap performa model, khususnya pada kemampuan mengenali kelas negatif.

Model Random Forest menunjukkan performa yang kuat dengan akurasi sebesar 87.4%

dan skor F1 yang tinggi pada kelas positif dan netral. Hasil confusion matrix menegaskan bahwa model mampu mengidentifikasi ulasan positif secara konsisten, meskipun masih terdapat tantangan dalam membedakan ulasan negatif yang sering disampaikan secara implisit dan menggunakan struktur bahasa informal. Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa Random Forest merupakan pendekatan yang efektif untuk analisis sentimen pada teks berbahasa Indonesia yang bersifat tidak terstruktur.

Temuan ini memberikan gambaran jelas mengenai persepsi pengguna terhadap aplikasi SeaBank, terutama terkait kenyamanan penggunaan, kecepatan transaksi, dan keandalan fitur. Selain itu, penelitian ini membuka peluang pengembangan lebih lanjut, baik dalam penanganan data tidak seimbang maupun penggunaan arsitektur model yang lebih adaptif terhadap variasi bahasa informal di platform digital.

REFERENCE

- Adawaji, S. (2025). *User Experience Assessment on Digital Banking Apps*.
- Aditia Indriyani, F. (2023). *Sentiment Analysis of Public Services Apps Using SVM*.
- Ashbaugh, S., & Zhang, T. (2024). *Performance of Ensemble Methods in User Review Classification*.
- Hanić, A. (2024). *Challenges of Text Classification in Informal Languages*.
- Jafri, M., & Alam, S. (2024). *Impact of Trust and Security on Mobile Banking Adoption*.
- Kumar, R. (2023). *Determinants of Mobile Banking Usage in Emerging Markets*.
- Nasution, R. (2025). *Linguistic Complexity in Indonesian User Reviews*.
- Palamidovska Sterjadovska, N. (2025). *User Emotions and Reliability Indicators in Fintech Applications*.
- Putri, F. N., & Rahadi, R. A. (2022). *Sentiment Analysis on Digital Banking Applications Using ML*.
- Sebayang, B. (2024). *Psychological and Perceived Risk Factors in Mobile Banking Adoption*.
- Wang, X. (2024). *Evaluation of Machine Learning Algorithms for Short Text Sentiment*.
- Wijaya, A. F., & Kurniawan, D. (2023). *Experimental Study of Supervised Learning in Indonesian Text*.