

Analisis Perbandingan Algoritma *Machine Learning* untuk Klasifikasi Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi TikTok di Google Play Store

Desta Tri Lestari¹, Putri Mahirah Syahla², Satya Wibisono³, Khairul Rizal⁴, Susliansyah⁵,
Rahmat Hidayat⁶

^{1,2,3}Program Studi Informatika, ⁴Program Studi Teknologi Informasi, ^{5,6}Program Studi Sistem Informasi, Universitas Bina Sarana Informatika

E-mail Kospondensi : [1destatridebaskara12@gmail.com](mailto:destatridebaskara12@gmail.com), [2mahirahputri6@gmail.com](mailto:mahirahputri6@gmail.com),
[3satyawibi.12@gmail.com](mailto:satyawibi.12@gmail.com),
[4khairul.krl@bsi.ac.id](mailto:khairul.krl@bsi.ac.id), [5susliansyah.slx@bsi.ac.id](mailto:susliansyah.slx@bsi.ac.id), [6rahmat.rhh.@bsi.ac.id](mailto:rahmat.rhh.@bsi.ac.id)

History Artikel

Diterima : 6 November 2025

Disetujui : 19 Februari 2026

Dipublikasikan : 26 April 2026

Abstract

This research aims to conduct sentiment analysis on user reviews of the TikTok application obtained from the Google Play Store using machine learning approaches. The dataset was collected through a web scraping process, resulting in 8,097 Indonesian-language reviews. All textual data went through several preprocessing stages, including text cleaning, removal of irrelevant characters, normalization, tokenization, stopword removal, and stemming using the Sastrawi algorithm. Sentiment labeling was performed automatically based on the rating, in which 1–2 stars were categorized as negative, 3 stars as neutral, and 4–5 stars as positive. Feature extraction was carried out using the Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) method to convert text into numerical representations. Four machine learning algorithms were implemented, consisting of Naïve Bayes, Logistic Regression, Support Vector Machine (SVM), and Random Forest. The performance of each model was evaluated using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics, along with confusion matrix analysis to observe misclassification patterns. The results show that positive sentiment dominates the dataset, indicating that users generally provide favorable feedback toward the TikTok application. Experiment results reveal that Naïve Bayes achieved the highest accuracy, while Logistic Regression produced the best precision and F1-score. Random Forest showed the lowest performance, whereas SVM remained competitive with stable results across metrics. In addition, Logistic Regression and Naïve Bayes demonstrated the most efficient computation time, while SVM and Random Forest required longer processing duration due to model complexity. Overall, Logistic Regression can be considered the most optimal model in this study due to its balanced evaluation and computational efficiency. These findings demonstrate that machine learning can effectively classify public opinion automatically and serve as valuable input for improving service quality within the TikTok application.

Keywords: Sentiment analysis, Machine Learning, TF-IDF, TikTok, Google Play Store

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi TikTok pada platform *Google Play Store* dengan menerapkan algoritma machine learning. Data penelitian diperoleh melalui teknik web scraping dan menghasilkan sebanyak 8.097 ulasan berbahasa Indonesia. Seluruh data diproses melalui tahapan pra-pemrosesan yang meliputi pembersihan teks, penghilangan karakter tidak relevan, normalisasi, tokenisasi, *stopword removal*, serta stemming menggunakan algoritma Sastrawi. Pelabelan sentimen dilakukan secara otomatis berdasarkan rating ulasan, di mana rating 1–2 dikategorikan sebagai negatif, rating 3 sebagai netral, dan rating 4–5 sebagai positif. Proses ekstraksi fitur menggunakan metode *Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF)* untuk mengubah teks menjadi representasi numerik yang dapat diolah oleh model. Empat algoritma diterapkan, yaitu *Naïve Bayes*, *Logistic Regression*, *Support Vector Machine (SVM)*, dan *Random Forest*. Evaluasi performa menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*, serta analisis *confusion matrix* untuk melihat pola kesalahan prediksi pada masing-masing kelas sentimen. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sentimen positif merupakan kategori yang paling dominan, sehingga pengguna cenderung memberikan ulasan yang baik terhadap aplikasi TikTok. Dari hasil pengujian, *Naïve Bayes* memiliki akurasi tertinggi, sedangkan *Logistic Regression* memperoleh *precision* dan *F1-score* terbaik. *Random Forest* menjadi model dengan hasil terendah, sedangkan *SVM* tetap kompetitif dengan performa stabil. Selain itu, *Logistic Regression* dan *Naïve Bayes* memiliki waktu komputasi paling efisien dibandingkan algoritma lainnya. Secara keseluruhan, *Logistic Regression* dapat dipandang sebagai model paling optimal karena memberikan hasil evaluasi yang seimbang dengan efisiensi waktu pemrosesan. Temuan ini membuktikan bahwa metode *machine learning* mampu mengklasifikasikan opini pengguna secara otomatis dan dapat dijadikan landasan untuk peningkatan kualitas pelayanan aplikasi TikTok di masa mendatang.

Kata Kunci : *Analisis sentimen, Machine Learning, TF-IDF, TikTok, Google Play Store*

How to Cite: Desta Tri Lestari (2026). Analisis Perbandingan Algoritma Machine Learning untuk Klasifikasi Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi TikTok di Google Play Store. *KOMPUTEK : Jurnal Teknik Universitas Muhammadiyah Ponorogo*, Vol 10 (1): Halaman 18-31

© 2026 Universitas Muhammadiyah Ponorogo. All rights reserved

ISSN 2614-0985 (Print)
ISSN 2614-0977 (Online)

1. PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi informasi pada era digital telah memberikan pengaruh besar terhadap pola interaksi dan cara masyarakat dalam menyampaikan opini di ruang publik. Salah satu media sosial yang mengalami peningkatan popularitas secara signifikan dalam beberapa tahun terakhir adalah *TikTok*, platform berbasis video pendek yang kini memiliki jutaan pengguna di seluruh dunia (Apriliani et al., 2024). Tingginya angka unduhan *TikTok* di *Google Play Store* menjadikannya sebagai salah satu aplikasi yang paling diminati oleh pengguna. Sejalan dengan meningkatnya pengguna, muncul pula berbagai *ulasan (review)* yang diberikan oleh pengguna terkait pengalaman mereka menggunakan aplikasi tersebut. Ulasan tersebut mencerminkan beragam sentimen, baik positif, negatif, maupun netral. Untuk memahami persepsi pengguna secara lebih mendalam dan terukur, diperlukan proses analisis sentimen, yaitu metode yang digunakan untuk mengidentifikasi serta mengklasifikasikan opini pengguna berdasarkan ekspresi emosional terhadap suatu layanan. (Ragil Wijianto et al., 2025).

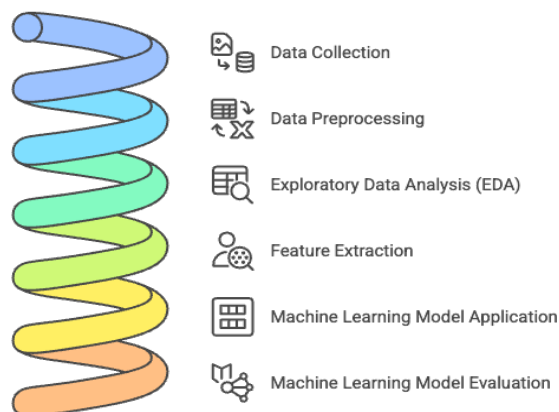
Ulasan yang diberikan pengguna memiliki nilai penting karena dapat menggambarkan tingkat kepuasan, kualitas layanan, serta permasalahan yang mungkin dihadapi selama penggunaan aplikasi. Namun, besarnya jumlah ulasan yang diterima setiap hari menyebabkan analisis secara manual menjadi tidak efisien dan berpotensi menghasilkan bias subjektif (Wijaya et al., 2024).

Oleh karena itu, diperlukan suatu pendekatan otomatis yang mampu mengklasifikasikan sentimen secara cepat dan akurat untuk menentukan apakah suatu ulasan bersifat positif, negatif, atau netral. Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk tujuan tersebut adalah *Machine Learning (ML)*, yang memiliki kemampuan dalam mengolah data dalam jumlah besar serta menghasilkan prediksi yang presisi.

Penelitian ini berfokus pada ulasan pengguna aplikasi *TikTok* di *Google Play Store*, yang dipilih karena dianggap sebagai sumber data autentik dan representatif untuk aplikasi berbasis mobile. Metode yang diterapkan dalam penelitian ini adalah algoritma *Naïve Bayes*, yang dikenal efektif dalam proses klasifikasi teks dan analisis sentimen (Fide et al., 2021). Tujuan utama penelitian ini adalah untuk mengelompokkan teks ulasan pengguna ke dalam kategori sentimen seperti positif, negatif, atau netral. Pemanfaatan algoritma *Machine Learning (ML)* dipilih karena algoritma ini mampu mengenali pola teks secara otomatis dan memiliki akurasi yang baik dalam proses klasifikasi (Pratiwi & Kamayani, 2024). Melalui penerapan analisis sentimen pada ulasan pengguna TikTok, penelitian ini diharapkan dapat memberikan pemahaman yang lebih mendalam mengenai preferensi, persepsi, dan tanggapan pengguna terhadap platform tersebut. Hasil penelitian diharapkan tidak hanya bermanfaat bagi pengembang dalam meningkatkan kualitas layanan, tetapi juga dapat dijadikan dasar dalam pengambilan keputusan strategis (Nahdhudin et al., 2025).

2. METODE PENELITIAN

Untuk mencapai tujuan penelitian ini, akan melalui beberapa proses yang harus dilakukan. Berikut adalah tahapan-tahapan yang dilakukan selama penelitian.



Gambar 1. Alur Metode Penelitian
Sumber Data ini berasal dari Data Pribadi Penelitian.

a. Pengumpulan Data

Data menjadi kebutuhan yang penting khususnya bagi para peneliti dalam melakukan analisis terhadap suatu fenomena ataupun dalam mencari suatu informasi (Dwicahyo & Indah Ratnasari, 2023) Proses pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan melalui teknik *web scraping*, yakni suatu teknik untuk melakukan ekstraksi sejumlah data yang terdapat pada *website* (Flores et al., 2020) atau dalam penelitian ini terhadap ulasan pengguna yang tersedia pada *Google Play Store*. Sumber data utama diperoleh dari aplikasi Tiktok.

Metode *scraping* dilakukan menggunakan *library google-play-scraper* berbasis *python* di *Google Colaboratory* (Reyan & Purwaningtyas, 2025) dengan parameter bahasa Indonesia (*lang='id'*) dan negara Indonesia (*country='id'*) untuk memastikan relevansi data yang dikumpulkan. Setiap aplikasi ditargetkan untuk memperoleh *approximately* 10000 ulasan, yang diambil secara terurut berdasarkan ulasan terbaru (*sort by newest*) guna mendapatkan representasi kondisi terkini dari aplikasi tersebut, variabel data yang berhasil dikumpulkan mencakup konten teks ulasan, rating numerik (1-5 bintang), serta *timestamp* yang mencatat waktu penulisan ulasan

b. Pemrosesan Data

Tahap pra-pemrosesan data merupakan langkah kritis dalam penelitian ini, guna mempersiapkan data teks ulasan sebelum dilakukan analisis sentimen. Proses ini dilakukan melalui tiga tahapan utama yaitu pembersihan teks (*text cleaning*), normalisasi, dan pelabelan data.

- Pada proses pembersihan data berupaya meningkatkan kualitas data dengan mendeteksi dan memperbaiki kesalahan (Hosseinzadeh et al., 2023) dengan

melakukan eliminasi terhadap *noise* (Romli, 2021) dan karakter yang tidak relevan untuk analisis, meliputi penghapusan *URL*, *mention* pengguna (*@username*), *hashtag*, angka, tanda baca, serta emoji yang sering muncul dalam ulasan aplikasi *TikTok*. Selain itu, dilakukan normalisasi *whitespace* untuk menghilangkan spasi berlebih yang dapat mengganggu proses tokenisasi.

- Tahap normalisasi bertujuan proses membuat beberapa variabel memiliki rentang nilai yang sama (Kusnaldi et al., 2022), dimulai dengan *case folding* yang mengonversi seluruh teks menjadi huruf kecil untuk konsistensi analisis. Selanjutnya dilakukan tokenisasi menggunakan *library NLTK* yang merupakan paket program *open source* modul siap pakai khusus bahasa linguistik (Rifano et al., 2020). untuk memecah teks menjadi unit-unit kata yang lebih kecil. Proses *stopword removal* diterapkan dengan menggunakan daftar stopwords bahasa Indonesia untuk untuk menghapus kata yang tidak relevan didalam suatu kalimat (Rinandyaswara et al., 2022) . Tahap terakhir normalisasi adalah *stemming* menggunakan algoritma Sastrawi yang mampu memproses kata-kata agar dapat diubah menjadi bentuk dasarnya (Pardede & Darmawan, 2025) sehingga mengurangi variasi kata dan meningkatkan akurasi model.
- Proses pelabelan sentimen dilakukan kedalam tiga kelas sentimen yaitu sentimen negatif, netral, dan positif (Rachmadana Ismail et al., 2023) yang

dilakukan secara otomatis berdasarkan rating yang diberikan pengguna pada ulasan. Label "negatif" diberikan pada ulasan dengan rating 1-2 bintang yang merepresentasikan ketidakpuasan pengguna, label "netral" untuk rating 3 bintang yang menunjukkan tanggapan biasa atau netral, dan label "positif" untuk rating 4-5 bintang yang mencerminkan kepuasan pengguna. Pendekatan pelabelan ini didasarkan pada asumsi bahwa terdapat korelasi kuat antara rating numerik dengan sentimen yang diekspresikan dalam konten teks ulasan. Setelah melalui seluruh tahap pra-pemrosesan, data yang telah bersih dan terstruktur dapat dilihat pada eksplorasi data dan siap untuk diekstraksi fitur serta dimasukkan ke dalam proses pembangunan model analisis sentimen.

c. Eksplorasi Analitik

Tahap eksplorasi data analitik (EDA) merupakan proses pemeriksaan atau pemahaman data dari ulasan aplikasi Tiktok dan penggalian wawasan atau karakteristik utama dari data (Siambaton & Husein, 2022). Analisis distribusi rating dan sentimen mengungkapkan komposisi preferensi pengguna melalui visualisasi *chart* sementara analisis tekstual menggunakan *word cloud* memperlihatkan kata-kata yang *frequently* muncul dalam ulasan positif dan negatif, memberikan gambaran intuitif mengenai aspek aplikasi yang paling sering dipuji atau dikritik dan

kemudian analisis frekuensi kata secara kuantitatif pada ulasan negatif mengidentifikasi kata paling *frequently* muncul yang merepresentasikan pola keluhan *systematic* pengguna.

d. Ekstraksi Fitur

Pada tahap ekstraksi fitur, teknik yang digunakan adalah *TF-IDF Vectorizer* (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*) untuk mengevaluasi seberapa penting suatu kata (*term*) dalam sebuah dokumen dalam konteks koleksi dokumen yang lebih besar (Septiani & Isabela, 2022) dan merupakan teknik pembobotan kata dengan menghitung nilai *Term Frequency* dan menghitung kemunculan sebuah kata pada koleksi dokumen teks secara keseluruhan (Hafizh Mahendra et al., 2023), yang mampu menangkap pentingnya suatu kata dalam dokumen relatif terhadap seluruh korpus. Pemilihan *TF-IDF* didasarkan pada kemampuannya untuk memberikan bobot yang lebih tinggi pada kata-kata yang memiliki signifikansi dalam dokumen tertentu, sementara mengurangi bobot kata-kata yang umum muncul di seluruh dokumen.

Kemudian *Splitting data* menggunakan *stratified sampling* dengan membagi data menjadi dua bagian, yaitu data latih (*training*) dan data uji (*testing*). data dibagi sebesar 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji (Dennis et al., 2022). Pembagian *stratified* ini memastikan bahwa distribusi kelas sentimen (positif, netral, negatif) pada kedua subset tetap proporsional dengan distribusi dataset asli, sehingga menghindari bias

dalam evaluasi model. Hasil ekstraksi fitur menghasilkan matriks TF-IDF dengan dimensi yang optimal untuk *training* berbagai model, dimana *data training* digunakan untuk pembelajaran model, sementara *data testing* berfungsi sebagai evaluasi akhir terhadap kemampuan generalisasi model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

e. Implementasi Model

Penelitian ini menerapkan pendekatan algoritma *Machine learning* tradisional yang memungkinkan pada tugas klasifikasi sentimen. Model yang diimplementasikan, yaitu :

➤ *Naive Bayes*, karena memiliki kinerja dan performa yang unggul untuk pengujian pada tipe data kategori serta atribut pada data tidak saling ketergantungan (independen) (Nadira et al., 2023).

$$P(C | X) = \frac{P(X | C) \times P(C)}{P(X)}$$

Keterangan:

$P(C | X)$: Probabilitas suatu kelas CCC diberikan data XXX (*posterior probability*)

$P(X | C)$: Probabilitas data XXX muncul pada kelas CCC (*likelihood*)

$P(C)$: Probabilitas awal dari kelas CCC (*prior probability*)

$P(X)$: Probabilitas dari data XXX secara keseluruhan.

➤ *Logistic Regression*, karena kemampuannya dalam mengidentifikasi hubungan linear antara variabel input dan output (Adrian & Verawati, 2025)

serta memberikan hasil yang mudah diinterpretasikan, menjadikannya ideal untuk analisis awal (Wahid & Utomo, 2024).

$$h\theta(x) = \frac{1}{1 + e^{-(\theta^T x)}}$$

Keterangan:

$h\theta(x)$: probabilitas bahwa sampel termasuk kelas positif.

θ : vektor parameter/koeffisien model.

e : konstanta eksponensial.

$\theta^T x$: kombinasi linear dari fitur.

Model ini menggunakan fungsi sigmoid untuk memetakan nilai linear menjadi probabilitas antara 0 dan 1.

➤ *Support Vector Machine (SVM)*, karena memiliki konsep yang lebih kuat dan terdefinisi secara matematis serta bertujuan untuk menemukan hyperplane optimal dengan cara memaksimalkan jarak antara kelas kelas data (Aldren Marpaung et al., 2024).

Persamaan *hyperlane*: $\omega^T X + B = 0$

Fungsi Klasifikasi: $y_i(\omega^T x_i + b) \geq 1$

Fungsi Keputusan Klasifikasi:

$$f = (x) \sum_i^n = 1 a_i y_j K(x, x_i) + b$$

Keterangan:

$f = (x)$: Data yang akan diklasifikasikan

y_j : Label kelas dari data ke- i

a_i : Bobot

x_i : Data Latih

$K(x, x_i)$: Fungsi Kernel

b : bias

➤ *Random Forest*, karena dapat menghasilkan eror yang relatif rendah, memiliki performa yang baik, dan cocok untuk data yang berjumlah besar (Mifathusalam et al., 2023) serta menggabungkan beberapa pohon keputusan untuk memberikan hasil yang lebih stabil dan tahan terhadap overfitting (Wahid & Utomo, 2024).

$$\tilde{y} = \text{mode}(h_1(x), h_2(x), \dots, h_T(x))$$

Keterangan:

\tilde{y} : label akhir hasil voting mayoritas.

T : jumlah pohon (tree) dalam forest.

$h_t(x)$: prediksi dari pohon keputusan ke- t . *Random Forest* menggabungkan banyak decision tree untuk meningkatkan akurasi dan stabilitas prediksi.

f. Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan untuk mengukur performa seluruh model yang diimplementasikan dengan pendekatan multi-aspek. Metrik evaluasi utama yang digunakan meliputi *Accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang dihitung secara *weighted* untuk menangani distribusi kelas yang tidak seimbang. *Accuracy* mengukur proporsi prediksi benar secara keseluruhan, sementara *precision* merepresentasikan konsistensi prediksi positif, dan *recall* mengukur kemampuan model dalam

mengidentifikasi instance aktual. *F1-score* menjadi metrik kunci sebagai *harmonic mean* dari *precision* dan *recall*, memberikan gambaran seimbang tentang performa model. *Confusion matrix* digunakan untuk analisis detail pola kesalahan klasifikasi per kelas sentimen, mengidentifikasi apakah model cenderung mengalami *false positive* atau *false negative* pada kategori tertentu.

- Akurasi mengukur seberapa baik model dalam melakukan klasifikasi secara keseluruhan, Secara matematis, dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{TP} \times \text{TN}}{\text{total}}$$

- Presisi adalah metrik yang mengukur sejauh mana prediksi positif model adalah benar. Semakin baik model dalam menghindari melakukan prediksi yang salah. Secara matematis, dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\text{Presisi} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}}$$

- Recall Juga dikenal sebagai Sensitivitas atau True Positive Rate, adalah metrik yang mengukur sejauh mana model dapat mengidentifikasi semua instance positif yang sebenarnya. Secara matematis, dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}}$$

- F-1 Score adalah metrik yang menggabungkan Presisi dan Recall menjadi satu nilai tunggal. Secara matematis, dapat dirumuskan sebagai berikut:

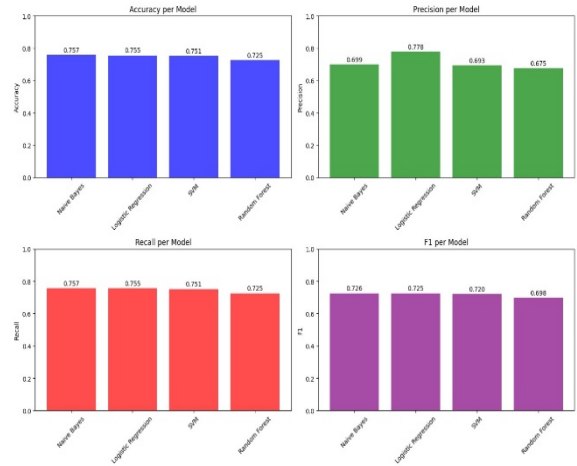
$$\begin{aligned} \text{F1 - Score} &= \frac{2}{\frac{1}{\text{Presisi}} + \frac{1}{\text{Recall}}} \\ &= \frac{2 \times \text{Presisi} \times \text{Recall}}{\text{Presisi} + \text{Recall}} \end{aligned}$$

Tabel 2. Hasil Pembagian data

No.	Jenis	Jumlah Data
1.	Data <i>Training</i>	6.416
2.	Data <i>Testing</i>	1604

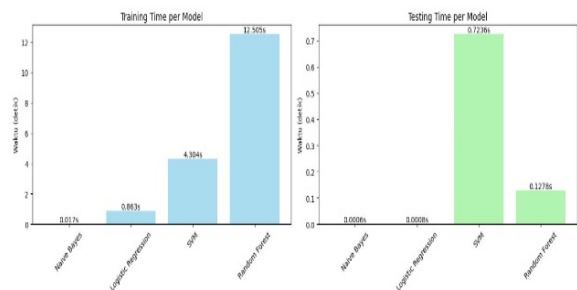
d. Hasil Pemodelan dan Evaluasi

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa setiap algoritma memiliki kinerja yang berbeda dalam klasifikasi sentimen. *Naïve Bayes* menghasilkan akurasi dan recall tertinggi (0,757), yang berarti model ini mampu mengenali data aktual dengan baik. *Logistic Regression* memiliki nilai precision dan F1-score tertinggi (0,778 dan 0,725), sehingga lebih konsisten dalam memberi prediksi yang tepat dengan keseimbangan baik antara precision dan recall. SVM menunjukkan performa stabil pada seluruh metrik, meskipun tidak menjadi yang tertinggi, sehingga tetap kompetitif dalam proses klasifikasi teks. Sementara itu, *Random Forest* memperoleh nilai terendah pada semua metrik, yang mengindikasikan bahwa model ini kurang efektif untuk data ulasan teks seperti pada penelitian ini..

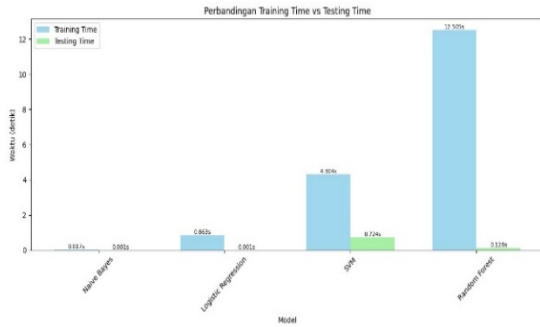


Gambar 7. Visualisasi Performance Model
Sumber Data ini berasal dari Data Pribadi Penelitian.

Secara keseluruhan, model dengan performa paling seimbang adalah *Logistic Regression* karena memiliki nilai precision dan F1-score tertinggi. Namun, *Naïve Bayes* juga dapat dipertimbangkan karena akurasinya paling tinggi. Temuan ini menunjukkan bahwa pemilihan algoritma harus mempertimbangkan kesesuaian metrik dengan tujuan analisis, bukan hanya akurasi semata.

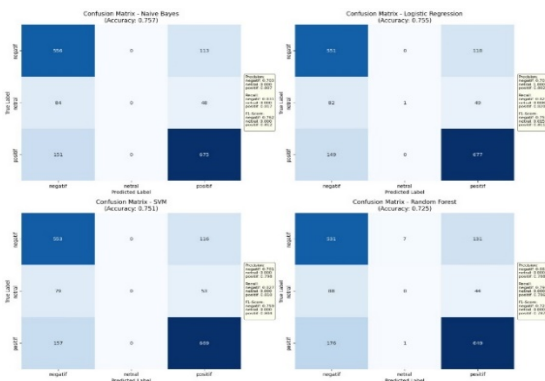


Gambar menunjukkan *confusion matrix* empat algoritma klasifikasi.



Gambar 8. Waktu Eksekusi Model
Sumber Data ini berasal dari Data Pribadi Penelitian.

Hasil pengukuran waktu komputasi menunjukkan bahwa *Naïve Bayes* dan *Logistic Regression* merupakan model paling efisien, baik pada proses pelatihan maupun pengujian. SVM membutuhkan waktu lebih besar, terutama pada tahap pelatihan karena proses optimasi hyperplane. *Random Forest* menjadi model paling lambat akibat pembangunan banyak pohon keputusan. Dengan demikian, meskipun beberapa model memiliki akurasi tinggi, efisiensi waktu perlu dipertimbangkan, terutama untuk penerapan pada data besar atau sistem real-time.



Gambar 9. Confusion Matrix
Sumber Data ini berasal dari Data Pribadi Penelitian.

Seluruh model mampu mengenali kelas positif dengan baik, namun kinerja berbeda pada kelas negatif dan netral. SVM dan Logistic Regression menunjukkan prediksi paling stabil, dengan jumlah kesalahan klasifikasi yang lebih rendah. Sebaliknya, Random Forest dan Naïve Bayes masih menghasilkan kesalahan pada kelas netral, karena banyak ulasan netral terprediksi sebagai positif. Secara umum, SVM menjadi model paling konsisten dalam membedakan ketiga kelas sentimen.

4. PENUTUP KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil melakukan analisis sentimen terhadap 8.097 ulasan pengguna TikTok pada Google Play Store menggunakan metode machine learning. Empat algoritma diterapkan, yaitu *Naïve Bayes*, *Logistic Regression*, *SVM*, dan *Random Forest* dengan ekstraksi fitur *TF-IDF*. Hasil menunjukkan bahwa sentimen positif mendominasi ulasan pengguna.

Berdasarkan evaluasi, *Naïve Bayes* memperoleh akurasi tertinggi sebesar 0,757, sedangkan *Logistic Regression* memiliki precision dan F1-score terbaik. *Random Forest* menjadi model dengan performa terendah. Selain itu, *Logistic Regression* dan *Naïve Bayes* memiliki waktu komputasi paling cepat, sementara *SVM* dan *Random Forest*

membutuhkan waktu lebih lama. Secara keseluruhan, *Logistic Regression* dapat dianggap sebagai model paling optimal karena menghasilkan prediksi yang stabil dengan efisiensi komputasi yang baik.

DAFTAR PUSTAKA

Adrian, A., & Verawati, I. (2025). Analisis Performa Logistic Regression Dan Random Forest Dalam Klasifikasi Kelayakan Penerimaan Kredit. *IJCSR: The Indonesian Journal Of Computer Science Research*, 4(2), 148–158. <https://subset.id/index.php/IJCSR>

Aldren Marpaung, J., Devega, M., & Yulhemi. (2024). Analisis Sentimen Kepuasan Pengguna Aplikasi BCA Mobile Menggunakan Metode Naïve Bayes Dan Support Vector Machine (SVM). *Prosiding-Seminar Nasional Teknologi Informasi & Ilmu Komputer (SEMASTER)*, 3(1), 249–261.

Apriliansi, N., Suarna, N., & Prihartono, W. (2024). Analisis Sentimen Review Penggunaan Tiktok Melalui Pendekatan Algoritma Naïve Bayes. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(6), 3725–3731. <https://doi.org/10.36040/jati.v7i6.8299>

Dennis, M., Rahmaddeni, R., Zoromi, F., & Anam, M. K. (2022). Penerapan Algoritma Naïve Bayes Untuk Pengelompokan Predikat Peserta Uji Kemahiran Berbahasa Indonesia. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 6(2), 1183. <https://doi.org/10.30865/mib.v6i2.3956>

Dwicahyo, K., & Indah Ratnasari, C. (2023). Perbandingan Metode Web Scraping Dalam Pengambilan Data: Kajian Literatur. *Automata*, 4(2). <https://journal.uin.ac.id/AUTOMATA/Article/View/28635/>

Fide, S., Suparti, S., & Sudarno, S. (2021). Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Tiktok Di Google Play Menggunakan Metode Support Vector Machine (Svm) Dan Asosiasi. *Jurnal Gaussian*, 10(3), 346–358. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.v10i3.32786>

Flores, V. A., Permatasari, P. A., & Jasa, L. (2020). Penerapan Web Scraping Sebagai Media Pencarian Dan Menyimpan Artikel Ilmiah Secara Otomatis Berdasarkan Keyword. *Majalah Ilmiah Teknologi Elektro*, 19(2), 157. <https://doi.org/10.24843/mite.2020.v19i02.p06>

Hafizh Mahendra, M., Triantoro Murdiansyah, D., & Muslim Lhaksmana, K. (2023). Analisis Sentimen Tweet COVID-19 Menggunakan Metode K-Nearest Neighbors Dengan Ekstraksi Fitur TF-IDF Dan

Countvectorizer

Hilmi, N. F., & Irwiensyah, F. (2024). Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Tiktok Dari Ulasan Pada Google Playstore Menggunakan Metode Naïve Bayes. *Smatika Jurnal*, 14(01), 146–156. <https://doi.org/10.32664/Smatika.V14i01.1210>

Hosseinzadeh, M., Azhir, E., Ahmed, O. H., Ghafour, M. Y., Ahmed, S. H., Rahmani, A. M., & Vo, B. (2023). Data Cleansing Mechanisms And Approaches For Big Data Analytics: A Systematic Study. *Journal Of Ambient Intelligence And Humanized Computing*, 14(1), 99–111. <https://doi.org/10.1007/S12652-021-03590-2>

Husain, P., & Syam, A. F. (2024). Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Tiktok Pada Google Play Store Berbasis TF-IDF Dan Support Vector Machine. 5(1), 91–102.

Kusnaldi, M. R., Gulo, T., & Aripin, S. (2022). Penerapan Normalisasi Data Dalam Mengelompokkan Data Mahasiswa Dengan Menggunakan Metode K-Means Untuk Menentukan Prioritas Bantuan Uang Kuliah Tunggal. *Journal Of Computer System And Informatics (Josyc)*, 3(4), 330–338. <https://doi.org/10.47065/Josyc.V3i4.2112>

Mifathusalam, A., Pratiwi, H., & Slamet Isnandar. (2023). Perbandingan Metode Random Forest Dan Naive Bayes Pada Analisis Sentimen Review Aplikasi BCA Mobile. “PERAN TEKNOLOGI PENDIDIKAN MENUJU PEMBELAJARAN MASA DEPAN: TANTANGAN DAN PELUANG,” 1–8.

Nadira, A., Setiawan, N. Y., & Purnomo, W. (2023). ANALISIS SENTIMEN PADA ULASAN APLIKASI MOBILE BANKING MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES DENGAN KAMUS INSET. *INDEXIA: Informatic And Computational Intelligent Journal*, 5(1), 35–47. <https://journal.umg.ac.id/index.php/indexia/article/view/5138/3113>

Pardede, J., & Darmawan, D. (2025). PERBANDINGAN ALGORITMA STEMMING PORTER, SASTRAWI, IDRIS, DAN ARIFIN & SETIONO PADA DOKUMEN TEKS BAHASA INDONESIA. 12(1), 69–76. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2025128860>

Rachmadana Ismail, A., Bagus, R., Hakim, F., & Artikel, R. (2023). Implementasi Lexicon Based Untuk Analisis Sentimen Dalam Mengetahui Trend Wisata Pantai Di Di Yogyakarta Berdasarkan Data Twitter P-ISSN E-ISSN. In *Emerging Statistics And Data Science Journal* (Vol. 1, Issue 1).

Ragil Wijianto, Pratmanto, D., Widayanto, A., & Ubaidilah. (2025). Komparasi K-Nearest Neighbors (KNN) Dan Naive Bayes Pada Klasifikasi Sentimen Ulasan Aplikasi Tokopedia Di Google Play Store. *Informatics And Computer Engineering Journal*, 5(2), 75–80. <https://doi.org/10.31294/icej.v5i2.8939>

Rahmadani, P. S., Tampubolon, F. C., Jannah, A. N., Hutabarat, N. L. H., & Simarmata, A. M. (2022). Tiktok Social Media Sentiment Analysis Using The Nave Bayes Classifier Algorithm. *Sinkron*, 7(3), 995–999. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v7i3.11579>

Reyan, M., & Purwaningtyas, F. (2025). ANALISIS SENTIMEN ULASAN APLIKASI IBI LIBRARY PADA GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN NAIVE BAYES CLASSIFIER. *Jurnal Teknologi Informasi*, 6(2). <https://doi.org/10.46576/djtechno>

Rifano, E. J., Fauzan, Abd. C., Makhi, A., Nadya, E., Nasikin, Z., & Putra, F. N. (2020). Text Summarization Menggunakan Library Natural Language Toolkit (NLTK) Berbasis Pemrograman Python. *ILKOMNIKA: Journal Of Computer Science And Applied Informatics*, 2(1), 8–17.

<https://doi.org/10.28926/ilkomnika.v2i1.32>

Rinandyaswara, R., Sari, Y. A., & Furqon, M. T. (2022). PEMBENTUKAN DAFTAR STOPWORD MENGGUNAKAN TERM BASED RANDOM SAMPLING PADA ANALISIS SENTIMEN DENGAN METODE NAÏVE BAYES (STUDI KASUS: KULIAH DARING DI MASA PANDEMI). 9(4).

<https://doi.org/10.25126/jtiik.202294707>

Romli, I. (2021). PENERAPAN DATA MINING MENGGUNAKAN ALGORITMA K-MEANS UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT ISPA. *Indonesian Journal Of Business Intelligence (IJUBI)*, 4(1), 10.

<https://doi.org/10.21927/ijubi.v4i1.1727>

Septiani, D., & Isabela, I. (2022). SINTESIA: Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi Indonesia ANALISIS TERM FREQUENCY INVERSE DOCUMENT FREQUENCY (TF-IDF) DALAM TEMU KEMBALI INFORMASI PADA DOKUMEN TEKS. *SINTESIA: Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi Indonesia*, 1(2), 81–88.

Siambaton, M. Z., & Husein, A. M. (2022). Menganalisis Data Kesehatan Global : Pendekatan Analisis Data Eksplorasi Visual. *Data Sciences Indonesia (DSI)*, 1(2), 41–49.

<https://doi.org/10.47709/Dsi.V1i2.1315>

Wahid, A. M., & Utomo, F. S. (2024). Optimasi Logistic Regression Dan Random Forest Untuk Deteksi Berita Hoax Berbasis TF-IDF. *Jurnal Pendidikan Dan Teknologi Indonesia (JPTI)*, 4, 381–392. <https://doi.org/10.52436/1.jpti.602>

Wijaya, M., Mudzakir, T. Al, & Lestari, S. A. P. (2024). Penerapan Algoritma Naïve Bayes Dan KNN Dalam Menganalisis Sentimen Aplikasi Tiktok Shop Seller Center Berdasarkan Review Google Playstore. *Scientific Student Journal For Information, Technology And Science*, 2, 115

