

## **Klasifikasi Sentimen Positif dan Negatif Ulasan Aplikasi GetContact Dengan Algoritma Naïve Bayes**

**Putri Nur Apriliyanti<sup>1</sup>, Moh. Dasuki<sup>2</sup>, Miftahur Rahman<sup>3</sup>**

<sup>1,2,3</sup> Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Jember, Indonesia

---

### **Info Artikel**

**Riwayat Artikel:**

Diterima : 7 Desember 2025  
Direvisi : 2 Januari 2026  
Disetujui : 25 Januari 2026

**Kata Kunci:**

*Analisis Sentimen,  
Naïve Bayes,  
GetContact,  
Google Play Store,  
TF-IDF*

---

### **ABSTRAK**

Perkembangan teknologi informasi yang pesat telah mendorong meningkatnya interaksi pengguna dengan aplikasi digital, salah satunya melalui ulasan di platform Google Play Store. Ulasan pengguna terhadap aplikasi dapat mencerminkan kepuasan atau ketidakpuasan, yang bermanfaat bagi pengembang untuk evaluasi dan peningkatan layanan. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif pada ulasan pengguna aplikasi *GetContact* dengan menerapkan algoritma *Naïve Bayes*. Data yang digunakan berupa 1000 ulasan berbahasa Indonesia yang dikumpulkan melalui teknik *web scraping*, kemudian diberi label oleh ahli bahasa. Tahapan penelitian meliputi *preprocessing* data seperti *cleaning*, *tokenizing*, *case folding*, *stopword removal*, *punctuation removal*, dan *stemming*. Setelah itu, dilakukan pembobotan fitur menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF), dilanjutkan dengan klasifikasi menggunakan *Multinomial Naïve Bayes*. Evaluasi performa model dilakukan dengan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score*. Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa algoritma *Naïve Bayes* mampu mengklasifikasikan sentimen dengan tingkat akurasi sebesar 87%, presisi 0,87, *recall* 0,89, dan *f1-score* 0,88. Penelitian ini membuktikan bahwa *Naïve Bayes* merupakan algoritma yang efektif dan efisien dalam menganalisis sentimen ulasan aplikasi berbahasa Indonesia, serta dapat dijadikan referensi untuk pengembangan sistem analisis opini di masa depan.

---

**Keywords:**

*Sentiment Analysis,  
Naïve Bayes,  
GetContact,  
Google Play Store,  
TF-IDF*

---

**ABSTRACT**

*The rapid development of information technology has increased user interaction with digital applications, particularly through reviews on the Google Play Store platform. User reviews reflect levels of satisfaction or dissatisfaction and provide valuable insights for developers in evaluating and improving application services. This study aims to classify positive and negative sentiments in user reviews of the GetContact application by applying the Naïve Bayes algorithm. The dataset consists of 1,000 Indonesian-language reviews collected using web scraping techniques and manually labeled by linguistic experts. The research process includes several data preprocessing stages, namely text cleaning, tokenization, case folding, stopword removal, punctuation removal, and stemming. Feature weighting is performed using the Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) method, followed by classification using the Multinomial Naïve Bayes algorithm. Model performance is evaluated using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. The results show that the Naïve Bayes algorithm achieves an accuracy of 87%, with a precision of 0.87, recall of 0.89, and an F1-score of 0.88. These findings demonstrate that Naïve Bayes is an effective and efficient method for sentiment analysis of Indonesian-language application reviews and can serve as a reference for the development of future opinion analysis systems.*

---

**Penulis Korespondensi:**

Putri Nur Apriliyanti,  
Program Studi Teknik Informatika,  
Universitas Muhammadiyah Jember  
Email: putrinurapriliyanti04@gmail.com

## 1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi yang pesat telah mengubah cara masyarakat berinteraksi dan menyampaikan opini, khususnya melalui ulasan pengguna pada platform distribusi aplikasi seperti Google Play Store. Ulasan pengguna merepresentasikan tingkat kepuasan dan ketidakpuasan terhadap suatu aplikasi, sehingga menjadi sumber informasi penting bagi pengembang dalam mengevaluasi serta meningkatkan kualitas layanan aplikasi [1]. Selain itu, ulasan tersebut juga membantu calon pengguna dalam proses pengambilan keputusan sebelum mengunduh aplikasi.

Salah satu aplikasi yang banyak mendapatkan perhatian pengguna adalah *GetContact*, yaitu aplikasi yang berfungsi untuk mengidentifikasi panggilan tidak dikenal dan memblokir panggilan spam. Fitur utama *GetContact* memungkinkan pengguna melihat tag atau label yang diberikan oleh pengguna lain terhadap suatu nomor telepon. Fitur ini menimbulkan beragam persepsi publik, mulai dari apresiasi terhadap manfaat identifikasi spam hingga kekhawatiran terkait privasi dan keamanan data pengguna [2]. Dengan jumlah unduhan yang sangat besar dan jutaan ulasan yang tersedia, analisis sentimen secara manual menjadi tidak efisien dan membutuhkan pendekatan otomatis berbasis komputasi.

Analisis sentimen merupakan bagian dari *Natural Language Processing* (NLP) yang bertujuan untuk mengidentifikasi opini, sikap, atau emosi pengguna terhadap suatu objek tertentu berdasarkan data teks [3]. Salah satu algoritma yang banyak digunakan dalam klasifikasi teks adalah *Naïve Bayes*. Algoritma ini dikenal memiliki keunggulan dalam kesederhanaan, efisiensi komputasi, serta kinerja yang baik pada data teks berdimensi tinggi [4]. Berbagai penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa *Naïve Bayes* mampu memberikan hasil akurasi yang kompetitif dalam tugas klasifikasi sentimen, baik pada ulasan produk, layanan, maupun aplikasi digital [5].

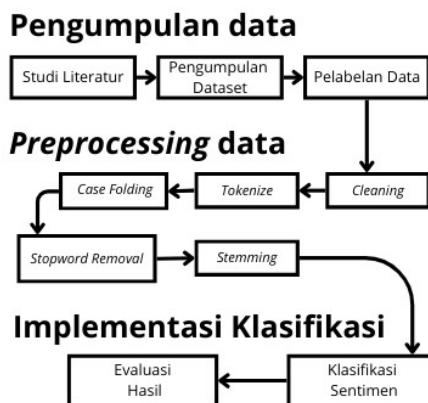
Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini mengusulkan penerapan algoritma *Naïve Bayes* untuk mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif pada ulasan pengguna aplikasi *GetContact* di Google Play Store. Nilai kebaruan (*novelty*) dari penelitian ini terletak pada pemanfaatan data ulasan berbahasa Indonesia dengan tahapan *preprocessing* yang komprehensif serta evaluasi kinerja model menggunakan beberapa metrik klasifikasi. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem analisis opini otomatis serta menjadi referensi bagi pengembang aplikasi dalam memahami persepsi pengguna secara lebih objektif.

## 2. METODE PENELITIAN

Bab ini menjelaskan tahapan penelitian secara kronologis yang meliputi desain penelitian, pengumpulan data, pra-pemrosesan data, penerapan algoritma klasifikasi, serta metode pengujian dan evaluasi model. Seluruh tahapan disusun secara sistematis untuk memastikan bahwa proses penelitian dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah sesuai dengan ketentuan jurnal.

### 1.1. Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode penelitian deskriptif. Pendekatan ini bertujuan untuk menggambarkan dan menganalisis sentimen pengguna terhadap aplikasi *GetContact* berdasarkan ulasan yang tersedia pada platform Google Play Store. Alur penelitian dimulai dari studi literatur, pengumpulan data, pelabelan sentimen, pra-pemrosesan teks, pembobotan fitur, klasifikasi menggunakan algoritma *Naïve Bayes*, hingga evaluasi kinerja model.

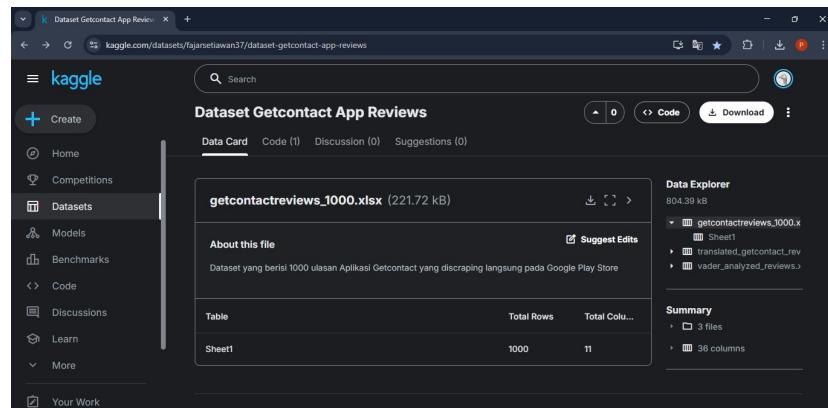


Gambar 1. Tahapan Penelitian

Sebelum ditampilkan pada Gambar 1, tahapan penelitian dijelaskan sebagai berikut. Proses penelitian diawali dengan pengumpulan dataset ulasan pengguna yang relevan. Data tersebut kemudian diberi label sentimen sebagai dasar pembelajaran model. Selanjutnya dilakukan tahapan pra-pemrosesan untuk meningkatkan kualitas data teks. Setelah itu, fitur teks diekstraksi menggunakan metode TF-IDF dan diklasifikasikan menggunakan algoritma Naïve Bayes. Tahap akhir adalah evaluasi kinerja model menggunakan metrik evaluasi yang sesuai.

## 1.2. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa ulasan pengguna aplikasi *GetContact* berbahasa Indonesia. Dataset diperoleh melalui platform Kaggle yang bersumber dari Google Play Store dengan total 1.000 ulasan. Penggunaan dataset ini dipilih karena telah melalui proses kurasi dan representatif terhadap persepsi pengguna aplikasi.



Gambar 2. Proses Pengambilan Dataset

Sebelum ditampilkan pada Gambar 2, proses pengambilan dataset dijelaskan sebagai berikut. Dataset dikumpulkan berdasarkan kriteria tertentu, yaitu ulasan berbahasa Indonesia, tidak mengandung tautan atau media visual, serta merepresentasikan opini pengguna secara langsung. Data yang diperoleh selanjutnya disimpan dalam format .xlsx untuk memudahkan proses analisis lebih lanjut.

## 1.3. Pelabelan Data

Pelabelan data dilakukan untuk mengklasifikasikan setiap ulasan ke dalam dua kategori sentimen, yaitu positif dan negatif. Proses pelabelan dilakukan secara manual oleh ahli Bahasa Indonesia untuk memastikan keakuratan interpretasi makna dan konteks ulasan. Hasil pelabelan ini digunakan sebagai data latih dan data uji dalam proses klasifikasi.

Tabel 1. Contoh *labelling* data

Nama	Komentar	Labelling
Tri Handono	Aplikasi ini sangat bagus dan membantu.	Positif
Putri Kumalasari	Aplikasi ini, Sangat buruk dan tidak berguna, juga harus berbayar!!! 😞	Negatif
Farhan	Bagus dan sangat membantu dalam mencari nomor !!!	Positif

## 1.4. Pra-pemrosesan Data

Pra-pemrosesan data dilakukan untuk mengubah teks mentah menjadi format yang lebih terstruktur dan siap digunakan dalam proses klasifikasi. Tahapan pra-pemrosesan yang diterapkan meliputi *cleaning*, *tokenization*, *case folding*, *stopword removal*, dan *stemming*. Tahapan pra-pemrosesan ini bertujuan untuk mengurangi noise pada data teks dan telah terbukti meningkatkan kinerja model klasifikasi sentimen pada penelitian sebelumnya [5], [8].

**Tabel 2. Hasil pra-pemrosesan data**

Tahap	Hasil Teks
Teks Asli	aplikasi ini sangat membantu
Setelah Pra-pemrosesan	aplikasi sangat bantu

### 1.5. Pembobotan Fitur TF-IDF

Setelah pra-pemrosesan, data teks dikonversi ke dalam bentuk numerik menggunakan metode *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Metode TF-IDF banyak digunakan dalam analisis sentimen karena mampu merepresentasikan kepentingan kata secara proporsional dalam dokumen teks [3], [6]. Hasil pembobotan TF-IDF digunakan sebagai vektor fitur yang merepresentasikan setiap ulasan pengguna. Nilai TF menyatakan frekuensi kemunculan suatu kata dalam sebuah dokumen, yang dirumuskan pada Persamaan (1).

$$TF(t, d) = \frac{f_{td}}{N_d} \quad (1)$$

Selanjutnya, nilai IDF digunakan untuk mengukur tingkat kepentingan kata dalam seluruh korpus dokumen, sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (2).

$$IDF(\omega) = \log\left(\frac{N}{df(\omega)}\right) \quad (2)$$

Bobot akhir TF-IDF diperoleh dengan mengalikan nilai TF dan IDF, sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (3).

$$TF-IDF(\omega) = TF(\omega) \times IDF(\omega) \quad (3)$$

dimana  $t$  adalah *term*,  $d$  adalah *document*,  $N$  adalah jumlah *document*, dan  $df(\omega)$  adalah jumlah *document* yang mengandung *term*  $t$ .

### 1.6. Klasifikasi Sentimen Menggunakan Naïve Bayes

Proses klasifikasi sentimen dilakukan menggunakan algoritma *Multinomial Naïve Bayes*. Pendekatan *Multinomial Naïve Bayes* umum digunakan dalam klasifikasi dokumen teks dan menunjukkan performa yang stabil pada berbagai domain ulasan pengguna [4], [7]. Probabilitas kemunculan kata pada setiap kelas dihitung menggunakan *Laplace smoothing* untuk menghindari probabilitas nol, sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (4). Data yang telah dibobotkan menggunakan *TF-IDF* dibagi menjadi data latih dan data uji dengan beberapa skenario rasio pembagian, yaitu 50:50, 70:30, 80:20, dan 90:10. Model dilatih menggunakan data latih dan diuji menggunakan data uji untuk mengetahui performanya.

$$P(\omega | C) = \frac{\text{jumlah kata di kelas } C + 1}{\text{total kata dalam kelas } C + \text{jumlah kata unik}} \quad (4)$$

Selanjutnya, kelas sentimen ditentukan berdasarkan nilai probabilitas *posterior* maksimum yang dihitung dalam bentuk logaritmik untuk menjaga stabilitas numerik, sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (5).

$$C^* = \log P(C) + \sum_{i=1}^n \log P(\omega_i | C) \quad (5)$$

dimana  $w$  menyatakan kata,  $c$  kelas sentimen,  $n$  ( $w, c$ ) jumlah kemunculan kata  $w$  pada kelas  $c$ ,  $|V|$  jumlah kosakata unik,  $P(c)$  probabilitas awal kelas, dan  $c^*$  kelas sentimen dengan probabilitas posterior tertinggi.

### 1.7. Pseudocode Algoritma

Berikut merupakan pseudocode proses klasifikasi sentimen menggunakan algoritma Naïve Bayes: *Algorithm Sentiment Classification using Naïve Bayes*, *Input*: Dataset ulasan pengguna, *Output*: Kelas sentimen (positif atau negatif)

1. Memuat dataset ulasan
2. Melakukan pra-pemrosesan teks
3. Melakukan pembobotan fitur menggunakan TF-IDF
4. Membagi data menjadi data latih dan data uji

5. Melatih model menggunakan algoritma *Naïve Bayes*
6. Melakukan prediksi sentimen pada data uji
7. Mengevaluasi hasil klasifikasi menggunakan *confusion matrix*

### 1.8. Pengujian dan Evaluasi Model

Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan *confusion matrix* dengan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Akurasi mengukur tingkat ketepatan prediksi model secara keseluruhan, sedangkan presisi dan recall masing-masing mengukur ketepatan dan kelengkapan prediksi kelas positif. Nilai *F1-score* digunakan untuk menyeimbangkan presisi dan *recall*, sebagaimana dirumuskan pada Persamaan (6) akurasi, Persamaan (7) presisi, Persamaan (8) recall, Persamaan (9) *F1-score*.

$$\frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (6)$$

$$\frac{TP}{TP + FP} \quad (7)$$

$$\frac{TP}{TP + FN} \quad (8)$$

$$2 * \frac{Recall + Precision}{Recall + Precision} \quad (9)$$

dimana TP menyatakan jumlah data positif yang diprediksi benar, TN jumlah data negatif yang diprediksi benar, FP jumlah data negatif yang diprediksi sebagai positif, dan FN jumlah data positif yang diprediksi sebagai negatif.

## 3. HASIL DAN ANALISIS

Bab ini menyajikan hasil penelitian serta pembahasan komprehensif terhadap kinerja algoritma *Naïve Bayes* dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif pada ulasan aplikasi *GetContact*. Hasil penelitian disajikan dalam bentuk tabel dan grafik untuk memudahkan pemahaman, serta dianalisis secara ilmiah dengan mengacu pada metode yang telah dijelaskan pada bab sebelumnya.

### 2.1. Karakteristik Dataset dan Distribusi Sentimen

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 1.000 ulasan pengguna aplikasi *GetContact* berbahasa Indonesia yang diperoleh dari platform Kaggle. Setelah proses pelabelan, dataset terbagi ke dalam dua kelas sentimen, yaitu sentimen positif dan sentimen negatif. Distribusi sentimen ini memberikan gambaran awal mengenai persepsi pengguna terhadap aplikasi. Distribusi sentimen menunjukkan bahwa ulasan pengguna cenderung didominasi oleh sentimen positif, yang mengindikasikan bahwa sebagian besar pengguna merasa terbantu oleh fitur yang disediakan aplikasi *GetContact*. Namun demikian, proporsi sentimen negatif tetap signifikan, terutama berkaitan dengan isu privasi dan kinerja aplikasi, sehingga perlu dianalisis lebih lanjut melalui pendekatan klasifikasi sentimen.

### 2.2. Hasil Pra-pemrosesan Data

Tahapan pra-pemrosesan data dilakukan untuk meningkatkan kualitas data teks sebelum proses klasifikasi. Proses ini meliputi *cleaning*, *case folding*, *tokenization*, *stopword removal*, dan *stemming*. Hasil pra-pemrosesan menunjukkan bahwa teks ulasan menjadi lebih terstruktur dan konsisten, sehingga dapat meningkatkan efektivitas pembobotan fitur dan proses klasifikasi. Pra-pemrosesan berhasil mengurangi kata tidak relevan dan variasi bentuk kata yang berpotensi menimbulkan noise pada data. Dengan demikian, fitur teks yang dihasilkan menjadi lebih representatif terhadap makna sentimen yang terkandung dalam ulasan pengguna.

### 2.3. Representasi Fitur Menggunakan TF-IDF

Representasi fitur teks dilakukan menggunakan metode *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Metode ini bertujuan untuk memberikan bobot yang lebih tinggi pada kata-kata yang memiliki tingkat kepentingan tinggi dalam suatu dokumen, namun jarang muncul pada dokumen lain. Bobot TF-IDF dihitung menggunakan Persamaan (1) - (3) sebagaimana telah dijelaskan pada Bab Metodologi. Penerapan TF-IDF menghasilkan vektor fitur berdimensi tinggi yang mampu merepresentasikan karakteristik teks ulasan secara numerik, sehingga dapat digunakan secara efektif oleh algoritma *Naïve Bayes* dalam proses klasifikasi sentimen.

## 2.4. Hasil Klasifikasi Sentimen Menggunakan *Naïve Bayes*

Proses klasifikasi sentimen dilakukan menggunakan algoritma *Multinomial Naïve Bayes* dengan beberapa skenario pembagian data latih dan data uji, yaitu 50:50, 70:30, 80:20, dan 90:10. Penggunaan beberapa skenario ini bertujuan untuk mengetahui pengaruh proporsi data latih terhadap kinerja model.

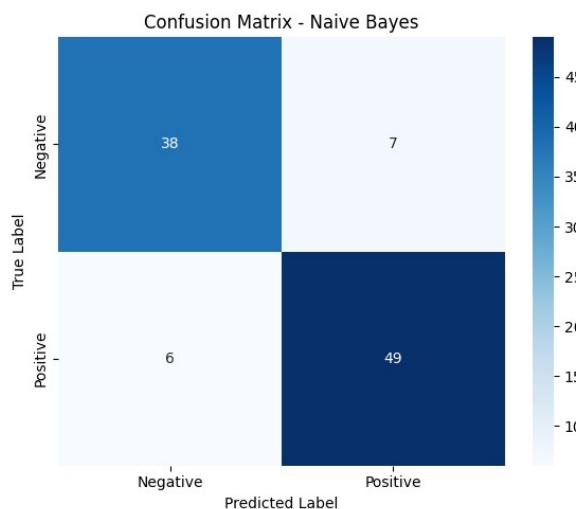
**Tabel 3. Laporan evaluasi hasil**

Split data	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
50:50	66.0%	0.70	0.63	0.62
70:30	82.0%	0.76	0.92	0.83
80:20	86.5%	0.85	0.90	0.87
90:10	87.0%	0.87	0.89	0.88

Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa peningkatan proporsi data latih cenderung meningkatkan performa model. Skenario pembagian data 90:10 menghasilkan kinerja terbaik dibandingkan skenario lainnya, yang mengindikasikan bahwa jumlah data latih yang lebih besar mampu meningkatkan kemampuan model dalam mempelajari pola sentimen pada data ulasan.

## 2.5. Evaluasi dan Pembahasan Kinerja Model

Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan confusion matrix dengan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa algoritma *Naïve Bayes* mampu mengklasifikasikan sentimen ulasan aplikasi *GetContact* dengan tingkat akurasi yang tinggi. Berdasarkan hasil pengujian, menunjukkan bahwa peningkatan proporsi data latih cenderung meningkatkan performa model, yang sejalan dengan temuan penelitian sebelumnya pada klasifikasi sentimen berbasis teks [6], [9]. Model menggunakan *confusion matrix* mencapai akurasi tertinggi sebesar 87% pada skenario pembagian data 90:10, dengan nilai presisi 0,87, *recall* 0,89, dan *F1-score* 0,88.



**Gambar 3. Confusion Matrix skenario 90:10**

Hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki keseimbangan yang baik antara ketepatan dan kelengkapan dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif. Temuan ini sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa algoritma *Naïve Bayes* memiliki performa yang baik dalam klasifikasi teks dan analisis sentimen [2]. Dengan demikian, algoritma ini terbukti efektif dan efisien untuk diterapkan pada analisis sentimen ulasan aplikasi berbahasa Indonesia. Nilai akurasi yang diperoleh pada penelitian ini sebanding dengan penelitian lain yang menggunakan algoritma *Naïve Bayes* pada data ulasan aplikasi di Google Play Store [10], [11]. Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa pendekatan yang digunakan mampu memberikan gambaran yang jelas mengenai persepsi pengguna terhadap aplikasi *GetContact*, serta dapat dijadikan dasar evaluasi dan pengembangan layanan aplikasi di masa mendatang.

## 4. KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif pada ulasan pengguna aplikasi *GetContact* di Google Play Store menggunakan algoritma *Naïve Bayes*, sebagaimana telah dirumuskan pada bagian Pendahuluan. Berdasarkan hasil dan pembahasan yang telah disajikan, kemampuan model dalam mengklasifikasikan ulasan pengguna secara efektif ke dalam dua kelas sentimen. Hasil pengujian menunjukkan bahwa penerapan tahapan pra-pemrosesan teks yang sistematis,

dikombinasikan dengan pembobotan fitur menggunakan metode TF-IDF dan klasifikasi *Multinomial Naïve Bayes*, menghasilkan performa yang baik. Model mencapai tingkat akurasi sebesar 87%, dengan nilai presisi 0,87, *recall* 0,89, dan *F1-score* 0,88. Hasil ini membuktikan bahwa pendekatan yang diusulkan mampu menangkap pola sentimen dalam ulasan aplikasi berbahasa Indonesia secara andal, sehingga sejalan dengan harapan penelitian yang telah dijelaskan pada bagian Pendahuluan. Selain memberikan kesesuaian antara tujuan dan hasil penelitian, hasil penelitian ini juga menunjukkan bahwa algoritma *Naïve Bayes* merupakan metode yang efisien untuk analisis sentimen pada data ulasan aplikasi dengan jumlah data yang relatif besar. Temuan ini memperkuat hasil penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa *Naïve Bayes* merupakan metode yang efisien untuk analisis sentimen pada data teks berbahasa Indonesia [7]. Oleh karena itu, hasil penelitian ini dapat dijadikan dasar evaluasi bagi pengembang aplikasi dalam memahami persepsi pengguna terhadap layanan yang disediakan. Sebagai prospek pengembangan penelitian selanjutnya, cakupan analisis sentimen dapat diperluas dengan menambahkan kelas sentimen netral agar hasil klasifikasi lebih representatif. Selain itu, penggunaan dataset yang lebih besar serta perbandingan dengan algoritma klasifikasi lain, seperti *Support Vector Machine* atau *Random Forest*, berpotensi meningkatkan akurasi dan memberikan wawasan yang lebih komprehensif. Pengembangan lebih lanjut juga dapat diarahkan pada penerapan hasil analisis sentimen secara langsung sebagai sistem pendukung keputusan bagi pengembang aplikasi dalam meningkatkan kualitas layanan di masa mendatang.

## REFERENSI

- [1] F. Fitriana, E. Utami, dan H. Al Fatta, "Analisis sentimen opini terhadap vaksin COVID-19 pada media sosial Twitter menggunakan Support Vector Machine dan Naïve Bayes," *Jurnal Komtika (Komputasi dan Informatika)*, vol. 5, no. 1, hal. 19–25, 2021.
- [2] F. Hanifah dan L. M. Wisudawati, "Analisis user experience pada aplikasi GetContact menggunakan metode Heuristic Evaluation," *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer*, vol. 28, no. 3, hal. 186–202, 2023.
- [3] B. Harijanto, Y. Ariyanto, dan L. Miftahurroifa, "Penerapan algoritma Naïve Bayes untuk klasifikasi retensi arsip," *Sustainability*, vol. 11, no. 1, hal. 1–14, 2019.
- [4] E. Hasibuan dan E. A. Heriyanto, "Analisis sentimen pada ulasan aplikasi Amazon Shopping di Google Play Store menggunakan Naïve Bayes classifier," *Jurnal Teknologi Sistem (JTS)*, vol. 1, no. 3, 2022.
- [5] S. Khairunnisa, A. Adiwijaya, dan S. Al Faraby, "Pengaruh text preprocessing terhadap analisis sentimen komentar masyarakat pada media sosial Twitter," *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 5, no. 2, hal. 406–413, 2021.
- [6] E. Laia dan M. Yamin, "Penerapan algoritma Naïve Bayes dalam menganalisis sentimen pada review pengguna e-commerce," *Klik: Kumpulan Jurnal Ilmu Komputer*, vol. 4, no. 1, hal. 305–316, 2023.
- [7] V. A. Permadi, "Analisis sentimen menggunakan algoritma Naïve Bayes terhadap review restoran," *Jurnal Buana Informatika*, vol. 11, no. 2, hal. 141–151, 2020.
- [8] F. Ratnawati, "Implementasi algoritma Naïve Bayes terhadap analisis sentimen opini film pada Twitter," *INOVTEK Polbeng – Seri Informatika*, vol. 3, no. 1, hal. 50–56, 2018.
- [9] S. Rita dan A. Pambudi, "Penggunaan Support Vector Machine untuk analisis sentimen ulasan aplikasi Truecaller dan GetContact," *Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 20, no. 2, 2023.
- [10] A. Saputra dan F. N. Hasan, "Analisis sentimen terhadap aplikasi Coffee Meets Bagel menggunakan algoritma Naïve Bayes classifier," *SIBATIK Journal: Jurnal Ilmiah Bidang Sosial, Ekonomi, Budaya, Teknologi, dan Pendidikan*, vol. 2, no. 2, hal. 465–474, 2023.
- [11] R. A. A. Yanuar, "Analisis sentimen aplikasi POSAJA pada Google Play Store untuk peningkatan Pospay Superapp menggunakan Support Vector Machine," *Jurnal Teknik Informatika*, vol. 16, no. 2, hal. 1–7, 2024.