

# Studi Komparatif Algoritma KNN, SVM, dan Naive Bayes untuk Analisis Sentimen pada Review Google Play Aplikasi Traveloka

Nurul Siti Mukaromah <sup>a,1\*</sup>, Nur Wakhidah <sup>b,2</sup>

<sup>a, b</sup> Universitas Semarang, Jl. Soekarno Hatta, RT.7/RW.7, Tlogosari Kulon, Kec. Pedurungan, Kota Semarang, Jawa Tengah 50196, Indonesia

<sup>1</sup> szunflowers93@gmail.com \*; <sup>2</sup> ida@usm.ac.id;

\* Korespondensi penulis

Submission: 16/06/2025, Revision: 26/06/2025, Accepted: 26/06/2025

## Abstract

*Sentiment analysis has become an important approach in understanding user opinions towards digital applications, especially on review platforms such as the Google Play Store. This study aims to compare the performance of three popular classification algorithms, namely K-Nearest Neighbor (KNN), Support Vector Machine (SVM), and Naive Bayes, in classifying sentiment in Traveloka application reviews. The methods used include collecting user review data from Google Play, preprocessing stages such as tokenization and stopword removal, and applying the three algorithms to the cleaned data. The evaluation was carried out using accuracy, precision, recall, and f1-score metrics. The dataset used consisted of 5000 review data that were evenly divided between positive and negative sentiments. The results showed that the SVM algorithm provided the best performance with an accuracy of 88%, followed by Naive Bayes at 86%, and KNN at 87%. The conclusion of this study states that SVM is more reliable in handling text-based sentiment analysis in the context of mobile application reviews. These findings are expected to be a reference in developing a more accurate sentiment analysis system for business needs and future research.*

*Keywords: sentiment analysis, Google Play, Traveloka, KNN, SVM, Naive Bayes*

## Abstrak

Analisis sentimen telah menjadi pendekatan penting dalam memahami opini pengguna terhadap aplikasi digital, khususnya pada platform ulasan seperti Google Play Store. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa tiga algoritma klasifikasi populer, yaitu *K-Nearest Neighbor (KNN)*, *Support Vector Machine (SVM)*, dan *Naive Bayes*, dalam mengklasifikasikan sentimen pada ulasan aplikasi Traveloka. Metode yang digunakan meliputi pengumpulan data ulasan pengguna dari Google Play, tahap preprocessing seperti tokenisasi dan stopword removal, serta penerapan ketiga algoritma pada data yang telah dibersihkan. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan f1-score. Dataset yang digunakan terdiri dari 1000 data ulasan yang terbagi secara seimbang antara sentimen positif dan negatif. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma *SVM* memberikan performa terbaik dengan akurasi sebesar 88%, diikuti oleh *Naive Bayes* sebesar 86%, dan *KNN* sebesar 87%. Kesimpulan dari studi ini menyatakan bahwa *SVM* lebih andal dalam menangani analisis sentimen berbasis teks pada konteks ulasan aplikasi mobile. Temuan ini diharapkan dapat menjadi referensi dalam pengembangan sistem analisis sentimen yang lebih akurat untuk kebutuhan bisnis maupun riset di masa mendatang.

Kata kunci: analisis sentimen, Google Play, Traveloka, KNN, SVM, Naive Bayes

*This is an open access article under the [CC BY-SA](#) license.*



## 1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi informasi telah memberikan pengaruh signifikan terhadap berbagai aspek kehidupan, termasuk dalam bidang perjalanan dan pariwisata [1]. Aplikasi digital seperti Traveloka menjadi sarana utama dalam pemesanan tiket pesawat, hotel, dan layanan lainnya. Pengguna kerap kali meninggalkan ulasan dan penilaian mereka pada platform seperti Google Play, yang dapat menjadi sumber data berharga untuk mengetahui persepsi dan kepuasan mereka. Para pelaku industri di Indonesia kini hampir semua sudah beralih untuk memanfaatkan teknologi informasi sebagai alat untuk mengembangkan industrinya, mereka menggunakan media digitalisasi untuk menunjang personal branding perusahaannya maupun usahanya. Seperti halnya usaha industri di bidang pariwisata kini membangun citra usahanya dengan menggunakan media informasi digital untuk menjaring audiensi agar tertarik berkunjung ke tempat wisata yang di pasarkan tersebut. Sehingga, penggunaan teknologi digital telah menjadi strategi yang efektif dalam meningkatkan daya tarik dan popularitas [2].

Analisis sentimen (sentiment analysis) merupakan teknik dalam proses memahami, mengekstrak data mining dan pengolahan bahasa alami (*Natural Language Processing*) yang digunakan untuk mengevaluasi opini, emosi, dan sikap seseorang terhadap suatu entitas [3]. Analisis sentimen dapat di manfaatkan untuk memprediksi, menganalisis suasana publik, dan gambaran perasaan dari pengguna internet sehingga dari penelitian ini diharapkan dapat diketahui sentimen pengguna terhadap aplikasi Traveloka. Cara untuk mendeteksi opini ulasan pengguna aplikasi Traveloka dapat menggunakan pendekatan *machine learning* yaitu dengan analisis sentimen. Analisis sentimen sangat berpengaruh untuk menyaring ulasan-ulasan yang ada pada *Google Play Store*. Proses yang dilakukan dalam analisis sentimen adalah dengan mengklasifikasikan informasi ke dalam kelas sentimen positif dan kelas sentimen negatif *Google Play Store* sebagai salah satu platform distribusi aplikasi terbesar menyediakan data ulasan tentang performa aplikasi, penelitian sebelumnya telah membahas penerapan algoritma klasifikasi dalam analisis sentimen, yang membandingkan performa beberapa algoritma machine learning pada ulasan produk e-commerce seperti ulasan yang ada pada aplikasi Traveloka. Namun, belum banyak studi yang secara khusus membandingkan performa tiga algoritma KNN, SVM, dan Naive Bayes berdasarkan pada ulasan aplikasi Traveloka [4]. Penelitian ini dilakukan untuk mengisi perbedaan tersebut, dengan tujuan membandingkan performa ketiga algoritma dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif pada ulasan aplikasi Traveloka di *Google Play Store* [5]. Evaluasi dilakukan berdasarkan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score*.

## 2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental dengan tujuan membandingkan performa tiga algoritma klasifikasi teks dalam analisis sentimen: K-Nearest Neighbor (KNN), Support Vector Machine (SVM), dan Naive Bayes [6]. Setiap tahapan dijelaskan secara sistematis sebagai berikut:

### 2.1 Arsitektur Sistem

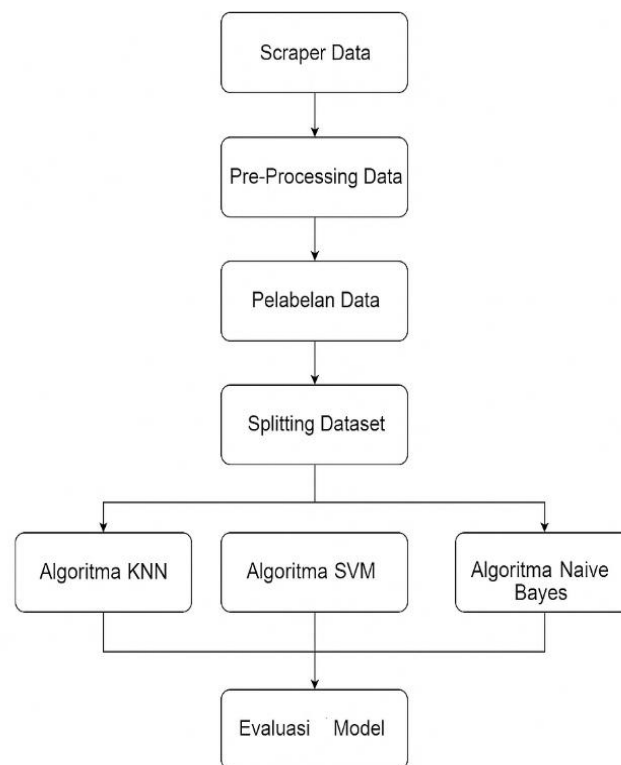
Tahapan penelitian ini meliputi:

1. Pengumpulan data ulasan dari *google play*
2. Preprocessing data (tokenisasi, stopword removal, dan stemming)
3. Ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF
4. Klasifikasi menggunakan algoritma KNN, SVM, dan Naive Bayes
5. Evaluasi performa model



Gambar 1. Arsitektur Sistem Analisis Sentimen

Pada gambar 1, Pada tahap pengumpulan data, dari mengambil data ulasan dari *google play store* dari aplikasi Traveloka [7]. Kemudian, data tersebut diolah melalui tahap *preprocessing* untuk membersihkan data dari noise dan menghasilkan representasi teks. Selanjutnya, fitur-fitur dari teks diekstraksi menggunakan metode TF-IDF untuk memperoleh representasi vektor dari setiap dokumen [8]. Tahap klasifikasi dilakukan dengan menerapkan algoritma KNN, SVM, dan Naive Bayes untuk mengklasifikasikan sentimen dari ulasan. Evaluasi performa model dilakukan untuk mengevaluasi keakuratan dan efektivitas dari masing-masing algoritma dalam melakukan analisis sentimen.



Gambar 2. Flowchart Arsitektur Sentimen KNN.SVM dan Naive Bayes

## 2.2. Jenis Data

Jenis data yang digunakan yaitu data kualitatif, dimana peneliti mengumpulkan data dari ulasan *Google Play Store*.

## 2.3 Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data yang dikumpulkan melalui scraping ulasan pengguna dari *Google Play Store* menggunakan *tools google-play-scraping*. Dataset yang diperoleh terdiri dari 1000 ulasan pengguna yang diklasifikasikan secara manual ke dalam dua kelas: positif dan negatif dengan proporsi yang seimbang.

## 2.4 Preprocessing

Tahapan *preprocessing* adalah langkah penting dalam pengolahan data teks sebelum dilakukan klasifikasi sentimen, tahapan dari penelitian ini dimulai dari pengamatan data dan pengumpulan data dengan cara *scraping* data kemudian di simpan menggunakan format (csv). Tujuannya adalah untuk membersihkan dan menyederhanakan data teks agar representatif dan dapat diproses oleh algoritma *machine learning* secara efisien. Berikut adalah penjelasan dari masing-masing tahapan:

### a) *Cleansing*

*Cleansing* merupakan proses untuk pembersihan kata selain karakter “a” sampai “z” dan spasi berlebih akan dihilangkan. Pembersihan kata bertujuan untuk mengurangi *noise*. Untuk menanggulangi kelebihan spasi setelah *cleansing*, maka dilakukan penghapusan spasi yang berlebihan dari sebelum dan sesudah kata (*remove whitespace*).

b) *Case Folding*

Tahapan awal adalah *case folding* yang merupakan tahapan *preprocessing* yang dilakukan untuk menyeragamkan karakter pada data (dokumentasi/teks). Karena tidak semua dokumen teks hanya menggunakan huruf kapital, Semua huruf dapat dirubah menjadi huruf besar (*uppercase*) atau huruf kecil (*lower case*).

c) *Normalisasi Bahasa*

Pada tahap *preprocessing* dilakukan normalisasi bahasa terhadap kata yang tidak baku. Tahapan ini bertujuan untuk mengembalikan bentuk penulisan dari masing-masing kata yang sesuai dengan KBBI. Proses ini dilakukan dengan mencocokkan setiap kata pada dokumen data latih dan data uji dengan kata yang ada pada kamus.

d) *Convert Negation*

Kata yang bersifat negasi, akan merubah nilai sentimen dari suatu komentar. Ketika banyak kata negasi adalah ganjil, maka sentimen komentar tersebut akan dirubah. Kata “tidak” akan digunakan untuk mengganti kata yang bersifat negasi diluar kamus KBBI. Untuk menanggulangi kelebihan spasi setelah *convert negation*, maka dilakukan penghapusan spasi yang berlebihan dari sebelum dan sesudah kata (*remove whitespace*).

e) *Stopword Removal*

*Stopword Removal* bertujuan untuk menghilangkan kata (*term*) yang dianggap tidak dapat memberikan pengaruh dalam menentukan suatu kategori tertentu dalam suatu dokumen. Sebelum dilakukan proses *stopword removal*, terlebih dahulu dibuat kata-kata yang termasuk ke dalam *stopword*. *Stopword* merupakan daftar kata umum yang tidak memiliki arti penting dan tidak digunakan. Pada proses ini kata umum akan dihapus untuk mengurangi jumlah kata yang disimpan oleh sistem.

f) *Tokenisasi*

Tokenisasi adalah proses untuk memotong dokumen menjadi pecahan kecil yang dapat berupa bab, sub-bab, paragraf, kalimat, dan kata (*token*). Pada proses ini akan menghilangkan *whitespace*.

## 2.5 Persamaan Algoritma

Penelitian ini menggunakan tiga algoritma klasifikasi yaitu K-Nearest Neighbor (KNN), Support Vector Machine (SVM), dan Naive Bayes untuk analisis sentimen pada ulasan aplikasi Traveloka. *Dataset* yang digunakan diperoleh dari *Google Play Store* dengan total 1000 ulasan, terdiri dari 500 ulasan positif dan 500 ulasan negatif. Proses *preprocessing* mencakup pembersihan data, tokenisasi, *case folding*, *stopword removal*, dan TF-IDF:

## 1. K-Nearest Neighbor (KNN)

KNN mengklasifikasikan data berdasarkan kedekatan (jarak) terhadap data lain yang sudah diklasifikasikan. Rumus jarak *Euclidean* sebagai berikut:

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=0}^n (x_i - y_i)^2} \quad (1)$$

Pada Persamaan (1), x dan y adalah vektor fitur dua data yang dibandingkan, sedangkan n adalah jumlah fitur. Algoritma akan menentukan kelas mayoritas dari k tetangga terdekat.

## 2. Support Vector Machine (SVM)

SVM bekerja dengan mencari *hyperplane* terbaik yang memisahkan dua kelas. Fungsi keputusan dari SVM dapat dinyatakan sebagai:

$$f(x) = \text{sign}(w \cdot x + b) \quad (2)$$

Dimana w adalah vektor bobot, x adalah vektor fitur, dan b adalah bias. *Hyperplane* optimal memaksimalkan margin antar kelas.

## 3. Naive Bayes

Naive Bayes adalah algoritma klasifikasi probabilistik berdasarkan Teorema Bayes dengan asumsi independensi antar fitur. Rumus dasar dari Naive Bayes adalah:

$$P(C_k|x) = \frac{P(C_k) \prod_{i=1}^n P(x_i | C_k)}{P(x)} \tag{3}$$

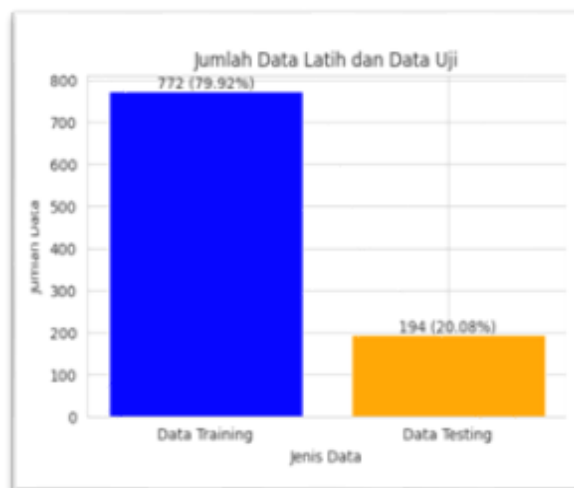
$P(C_k|x)$  adalah probabilitas suatu data  $x$  termasuk dalam kelas  $C_k$ ,  $P(C_k)$  adalah probabilitas awal kelas, dan  $P(x_i|C_k)$  adalah probabilitas fitur ke- $i$  terhadap kelas  $C_k$ .

### 2.6 Text Mining

Text mining adalah disiplin keilmuan yang berfokus pada pencarian informasi, data mining, machine learning, statistik, dan komputasi linguistik. Sumber data yang digunakan pada text mining adalah kumpulan dari teks yang memiliki format yang tidak terstruktur atau minimal semi terstruktur. Tujuan dari text mining adalah untuk mendapatkan informasi yang berguna dari sekumpulan dokumen.

### 3. Hasil dan Pembahasan

Bagian ini menyajikan hasil eksperimen serta analisis dari performa tiga algoritma klasifikasi yang digunakan dalam penelitian, yaitu K-Nearest Neighbor (KNN), Support Vector Machine (SVM), dan Naive Bayes, dari hasil perbandingan penelitian terdahulu dan penelitian ini berdasarkan dataset ulasan pengguna aplikasi Traveloka. Pengujian dilakukan menggunakan data sebanyak 1000 ulasan yang telah melalui proses preprocessing dan vektorisasi menggunakan metode TF-IDF. Dataset dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji.



Gambar 3. Hasil Data Latih dan Data Uji

#### 3.1 Hasil Evaluasi

Evaluasi dilakukan menggunakan empat metrik pengukuran: akurasi, presisi, recall, dan f1-score. Hasilnya ditampilkan pada Tabel 1 di bawah ini:

Tabel 1. Hasil Evaluasi Algoritma SVM Klasifikasi

	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif	1.00	0.12	0.21	26
Positif	0.88	1.00	0.93	162
Accuracy			0.88	188
Macro AVG	0.94	0.56	0.57	188
Weigh AVG	0.88	0.88	0.83	188

Dari hasil tabel 1. Model Support Vector Machine (SVM) ini menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam mengklasifikasikan ulasan "Positif", mencapai recall 1.00 dan presisi 0.88, serta F1-Score 0.93. Ini berarti model berhasil mengidentifikasi semua ulasan yang sebenarnya "Positif" dan sebagian besar prediksinya untuk kelas "Positif" yang akurat. Akurasi keseluruhan model adalah 88%, yang tergolong tinggi. Akan tetapi, angka akurasi ini cenderung bias karena ketidakseimbangan kelas dalam dataset uji, di mana terdapat 162 ulasan "Positif" dibandingkan dengan hanya 26 ulasan "Negatif". F1-Score makro (0.57) dan recall makro (0.56) yang rendah lebih mencerminkan kesulitan model dalam menangani kelas minoritas ("Negatif"). Hal ini menunjukkan bahwa meskipun model baik dalam memprediksi kelas mayoritas, performanya pada kelas minoritas perlu ditingkatkan.

Tabel 2. Hasil Evaluasi Algoritma Naïve Bayes Klasifikasi

	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif	0.00	0.00	0.21	26
Positif	0.88	1.00	0.93	162
Accuracy			0.86	188
Macro AVG	0.94	0.56	0.57	188
Weigh AVG	0.89	0.88	0.83	188

Dari tabel 2. Naïve Bayes menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam mengklasifikasikan ulasan "Positif", dengan recall mencapai 1.00 dan presisi 0.86, menghasilkan F1-Score sebesar 0.93. Ini menandakan bahwa model berhasil mengidentifikasi semua ulasan yang sebenarnya "Positif" dan sebagian besar prediksinya untuk kelas "Positif" akurat. Akurasi keseluruhan model adalah 86%. Akurasi yang tampak tinggi ini disebabkan oleh dominasi kelas "Positif" dalam dataset uji (162 ulasan "Positif" berbanding 26 ulasan "Negatif"). Metrik rata-rata makro (Macro AVG), yang lebih adil untuk dataset tidak seimbang, menunjukkan presisi 0.43, recall 0.50, dan F1-Score 0.46, yang mengindikasikan performa model yang sebenarnya sangat buruk dalam mengklasifikasikan kedua kelas secara seimbang, terutama karena kegagalan total pada kelas "Negatif".

Tabel 3. Hasil Evaluasi Algoritma KNN Klasifikasi

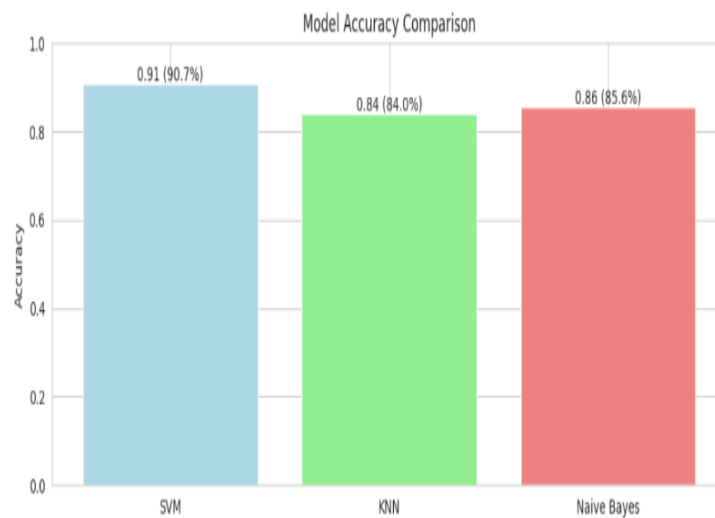
	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif	0.54	0.50	0.52	26
Positif	0.92	0.93	0.93	162
Accuracy			0.87	188
Macro AVG	0.73	0.72	0.72	188
Weigh AVG	0.87	0.87	0.87	188

Dari hasil tabel 3. K-Nearest Neighbor (KNN) menunjukkan kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan ulasan "Positif", mencapai presisi 0.92, recall 0.93, dan F1-Score 0.93. Ini menandakan bahwa model sangat efektif dalam mengidentifikasi ulasan positif dan memiliki tingkat kesalahan yang rendah untuk prediksi positif. Akurasi keseluruhan model adalah 87%. Mengingat adanya ketidakseimbangan kelas (162 ulasan "Positif" vs. 26 ulasan "Negatif"), akurasi ini didorong oleh performa kuat pada kelas mayoritas. Namun, rata-rata makro (Macro AVG) untuk presisi (0.73), recall (0.72), dan F1-Score (0.72) menunjukkan kinerja yang lebih seimbang di kedua kelas dibandingkan dengan Naive Bayes dan SVM, meskipun masih ada ruang untuk perbaikan pada kelas minoritas "Negatif". Rata-rata tertimbang (Weigh AVG) juga mencerminkan performa keseluruhan yang kuat dengan bobot berdasarkan jumlah support.

### 3.2 Analisis Hasil Eksperimen

SVM menunjukkan performa terbaik secara keseluruhan, terutama karena kemampuannya menangani data berdimensi tinggi dan menemukan batas keputusan yang optimal. KNN juga menunjukkan kinerja yang kompetitif dan lebih seimbang dalam memprediksi kelas minoritas dibandingkan Naive Bayes. Sementara itu, meskipun Naive Bayes menghasilkan akurasi tinggi yang tampak menjanjikan, analisis lebih dalam mengungkapkan kelemahan signifikan dalam menangani kelas minoritas, kemungkinan besar karena asumsi independensi fiturnya yang kuat tidak sepenuhnya terpenuhi pada data ulasan yang kompleks. Hal ini menyoroti pentingnya tidak hanya melihat akurasi keseluruhan tetapi juga metrik per kelas dan karakteristik data untuk memahami kekuatan dan kelemahan sebenarnya dari sebuah model klasifikasi.

### 3.3 Hasil Perbandingan Akurasi Model



Gambar 4. Hasil Perbandingan Akurasi

Pada gambar 4 merupakan gambar hasil visualisasi perbandingan akurasi dari ketiga algoritma klasifikasi yang digunakan. Algoritma Support Vector Machine (SVM) menunjukkan performa terbaik dengan akurasi sebesar 90.7%, diikuti oleh Naive Bayes dengan 85.6%, dan K-Nearest Neighbor (KNN) sebesar 84.0%. Perbedaan akurasi ini menunjukkan bahwa SVM lebih efektif dalam memisahkan data sentimen positif dan negatif, sedangkan KNN dan Naive Bayes masih mengalami kesulitan terutama dalam mengklasifikasikan data negatif. Visualisasi ini menguatkan hasil evaluasi kuantitatif sebelumnya bahwa SVM merupakan algoritma yang paling akurat dalam konteks klasifikasi sentimen ulasan aplikasi Traveloka.

### 3.4 Perbandingan dengan Penelitian Terdahulu

Berdasarkan hasil evaluasi yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa di antara ketiga algoritma klasifikasi yang diuji (Support Vector Machine, K-Nearest Neighbor, dan Naive Bayes) pada dataset ulasan pengguna aplikasi Traveloka, Support Vector Machine (SVM) menunjukkan performa terbaik dengan tingkat akurasi sebesar 88%. Keunggulan ini dapat diatribusikan pada kapabilitas SVM dalam mengelola data berdimensi tinggi yang dihasilkan dari vektorisasi TF-IDF, serta kemampuannya untuk mengidentifikasi hyperplane pemisah optimal antar kelas. Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) juga memperlihatkan kinerja yang kompetitif dengan akurasi 87%. Performa ini menunjukkan bahwa KNN mampu mengklasifikasikan ulasan dengan efektif, memanfaatkan kedekatan data dalam ruang fitur. Di sisi lain, meskipun Naive Bayes mencapai akurasi 86%, perlu dicatat bahwa hasil ini cenderung bias karena performa sempurna (*recall* 1.00) pada kelas mayoritas dan kegagalan total (*recall* 0.00) pada kelas minoritas. Fenomena ini kemungkinan besar disebabkan oleh asumsi independensi fitur yang kuat pada Naive Bayes, yang seringkali tidak terpenuhi dalam data tekstual yang kompleks seperti ulasan.

Secara keseluruhan, temuan ini sejalan dengan literatur terdahulu yang mengidentifikasi SVM, KNN, dan Naive Bayes sebagai algoritma yang relevan untuk klasifikasi teks. Perbedaan dalam metrik kinerja antar algoritma dapat dipengaruhi oleh karakteristik spesifik dataset ulasan Traveloka, detail implementasi preprocessing dan vektorisasi, serta optimasi parameter algoritma.

### 3.5 Analisis Hasil

Berdasarkan hasil evaluasi, algoritma Support Vector Machine (SVM) menunjukkan performa terbaik di antara ketiga algoritma yang diuji, dengan akurasi sebesar 90%, f1-score sebesar 90%, dan presisi yang tinggi yaitu 91%. Naive Bayes memiliki performa cukup baik dengan akurasi sebesar 86%. Keunggulannya terletak pada kesederhanaan dan efisiensi perhitungan meskipun menggunakan pendekatan probabilistik yang mengasumsikan independensi antar fitur. KNN berada di posisi terakhir dengan akurasi 84%. Meskipun mudah diimplementasikan, kelemahan utama KNN terletak pada ketergantungannya terhadap jumlah dan kedekatan data tetangga serta sensitivitas terhadap *noise*, yang dapat memengaruhi hasil klasifikasi. Dalam konteks studi analisis sentimen, penting untuk memahami bahwa kinerja suatu algoritma tidak hanya bergantung pada akurasi, namun juga pada konteks data dan distribusinya. Oleh karena itu, evaluasi yang komprehensif sangat dibutuhkan untuk memastikan keandalan model yang dibangun.

Sebagai tambahan, dalam beberapa literatur terkini, algoritma *deep learning* seperti LSTM dan BERT telah mulai banyak digunakan untuk analisis sentimen. Namun, karena kompleksitasnya dan kebutuhan komputasi tinggi, pendekatan machine learning klasik seperti KNN, SVM, dan Naive Bayes tetap menjadi pilihan utama untuk studi awal dan aplikasi berskala kecil-menengah.

Hasil evaluasi ini sejalan dengan temuan pada studi terdahulu yang menyatakan bahwa SVM memiliki kemampuan generalisasi yang baik pada data teks. Dengan margin maksimal, SVM mampu memisahkan kelas dengan lebih efektif meskipun terdapat data yang tidak seimbang. Penerapan model analisis sentimen pada ulasan pengguna tidak hanya berguna untuk mengetahui kepuasan pengguna, tetapi juga untuk mendukung strategi pemasaran digital dan perbaikan produk secara berkelanjutan berdasarkan opini konsumen yang bersumber langsung dari platform ulasan. Ke depannya, studi lanjutan dapat mengintegrasikan teknik word embedding seperti Word2Vec atau GloVe untuk meningkatkan kualitas fitur sebelum dilakukan klasifikasi. Hal ini berpotensi meningkatkan akurasi model secara signifikan terutama dalam menangani konteks semantik yang kompleks.

Selain itu, salah satu tantangan dalam analisis sentimen adalah bagaimana menangani kata-kata ambigu atau memiliki makna ganda tergantung konteks. Misalnya, kata 'murah' bisa berarti positif dalam konteks harga, namun bisa bermakna negatif jika dikaitkan dengan kualitas. Oleh karena itu, dibutuhkan pendekatan lanjutan seperti analisis konteks kalimat untuk mendapatkan hasil yang lebih akurat.

Implementasi algoritma pada dataset ulasan aplikasi juga perlu mempertimbangkan faktor linguistik lokal. Dalam hal ini, bahasa Indonesia memiliki kekhasan morfologis dan sintaksis yang perlu ditangani dengan teknik preprocessing yang sesuai, seperti stemming menggunakan algoritma Nazief-Adriani atau Sastrawi.

Penelitian ini juga membuka peluang untuk melakukan eksplorasi lebih lanjut terhadap perbandingan performa algoritma dengan skenario data yang tidak seimbang atau unbalanced dataset. Dalam praktik nyata, seringkali jumlah ulasan positif jauh lebih banyak dibandingkan ulasan negatif atau sebaliknya, yang dapat memengaruhi akurasi model. Di samping evaluasi kuantitatif, pendekatan kualitatif seperti analisis topik dominan pada masing-masing sentimen juga dapat memberikan wawasan tambahan. Misalnya, mengetahui aspek apa yang paling banyak dibahas dalam ulasan negatif dapat membantu pengembang aplikasi untuk melakukan perbaikan yang lebih terarah.

Dalam pengembangan sistem analisis sentimen berbasis aplikasi, tidak hanya aspek algoritma yang penting, tetapi juga antarmuka pengguna (*user interface*) serta kecepatan proses klasifikasi yang menjadi faktor penentu keberhasilan implementasi di dunia nyata. Penelitian ini memberikan kontribusi praktis dan teoritis, dimana dari sisi praktis hasil evaluasi dapat dijadikan dasar pemilihan algoritma terbaik, sedangkan dari sisi teoritis dapat menjadi rujukan bagi penelitian lanjutan yang ingin mengembangkan sistem yang serupa dengan pendekatan yang lebih kompleks.

## 4. Kesimpulan

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa algoritma K-Nearest Neighbor (KNN), Support Vector Machine (SVM), dan Naive Bayes dalam melakukan klasifikasi sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi Traveloka di Google Play. Berdasarkan hasil evaluasi, algoritma SVM memberikan akurasi tertinggi sebesar 88%, diikuti oleh Naive Bayes dengan akurasi 86%, dan KNN sebesar 87%. Temuan ini menunjukkan bahwa SVM merupakan algoritma yang paling efektif dalam menganalisis data teks berbahasa Indonesia dalam konteks ulasan aplikasi. Kemampuan SVM dalam memisahkan data secara optimal menjadikannya pilihan yang tepat untuk pengembangan sistem analisis sentimen yang lebih akurat dan responsif terhadap opini pengguna. Hasil penelitian ini dapat diterapkan dalam sistem rekomendasi, pemantauan reputasi merek, maupun pengambilan keputusan berbasis data ulasan konsumen.

## 5. Daftar Pustaka

- [1] Annisa, Z., & Ulama, B. S. S. (2023). Analisis Sentimen Data Ulasan Pengguna Aplikasi “PeduliLindungi” pada Google Play Store Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Model Multinomial. *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, 11(6). <https://doi.org/10.12962/j23373520.v11i6.94064>
- [2] Arifiyanti, A. A., Shantika, N. R., & Syafira, A. O. (2023). ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA BSI MOBILE PADA GOOGLE PLAY DENGAN PENDEKATAN SUPERVISED LEARNING. *Jurnal Informatika Polinema*, 9(3). <https://doi.org/10.33795/jip.v9i3.1003>
- [3] Atmajaya, D., Febrianti, A., & Darwis, H. (2023). Metode SVM dan Naive Bayes untuk Analisis Sentimen ChatGPT di Twitter. *The Indonesian Journal of Computer Science*, 12(4). <https://doi.org/10.33022/ijcs.v12i4.3341>
- [4] Aulia, M., & Hermawan, A. (2023). Analisis Perbandingan Algoritma SVM, Naïve Bayes, dan Perceptron untuk Analisis Sentimen Ulasan Produk Tokopedia. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 7(4). <https://doi.org/10.30865/mib.v7i4.6839>
- [5] Gilbert, Syariful Alam, & M. Imam Sulisty. (2023). ANALISIS SENTIMEN BERDASARKAN ULASAN PENGGUNA APLIKASI MYPERTAMINA PADA GOOGLE PLAYSTORE MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES. *STORAGE: Jurnal Ilmiah Teknik Dan Ilmu Komputer*, 2(3). <https://doi.org/10.55123/storage.v2i3.2333>
- [6] Kaburuan, E. R., & Setiawan, N. R. (2023). Sentimen Analisis Review Aplikasi Digital Korlantas Pada Google Play Store Menggunakan Metode SVM. *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi Dan Komputer)*, 12(1). <https://doi.org/10.32736/sisfokom.v12i1.1614>
- [7] Kelvin, K., Banjarnahor, J., -, E. I., & NK Nababan, M. (2022). Analisis perbandingan sentimen Corona Virus Disease-2019 (Covid19) pada Twitter Menggunakan Metode Logistic Regression Dan Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Sistem Informasi Dan Ilmu Komputer Prima(JUSIKOM PRIMA)*, 5(2). <https://doi.org/10.34012/jurnalsisteminformasidanilmukomputer.v5i2.2365>
- [8] Kevin, K., Enjeli, M., & Wijaya, A. (2024). Analisis Sentimen Penggunaan Aplikasi Kinemaster Menggunakan Metode Naive Bayes. *Jurnal Ilmiah Computer Science*, 2(2). <https://doi.org/10.58602/jics.v2i2.24>
- [9] Khoirul Insan, M. K., Hayati, U., & Nurdian, O. (2023). ANALISIS SENTIMEN APLIKASI BRIMO PADA ULASAN PENGGUNA DI GOOGLE PLAY MENGGUNAKAN ALGORITMA NAIVE BAYES. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(1). <https://doi.org/10.36040/jati.v7i1.6373>
- [10] Nardilasari, A. P., Hananto, A. L., Hilabi, S. S., Tukino, T., & Priyatna, B. (2023). Analisis Sentimen Calon Presiden 2024 Menggunakan Algoritma SVM Pada Media Sosial Twitter. *JOINTECS (Journal of Information Technology and Computer Science)*, 8(1). <https://doi.org/10.31328/jointecs.v8i1.4265>
- [11] Normah, Rifai, B., Vambudi, S., & Maulana, R. (2022a). Analisa Sentimen Perkembangan Vtuber Dengan Metode Support Vector Machine Berbasis SMOTE. *Jurnal Teknik Komputer AMIK BSI*, 8(2). <https://doi.org/10.31294/jtk.v4i2>
- [12] Normah, Rifai, B., Vambudi, S., & Maulana, R. (2022b). Analisa Sentimen Perkembangan Vtuber Dengan Metode Support Vector Machine Berbasis SMOTE. *Jurnal Teknik Komputer AMIK BSI*, 8(2). <https://doi.org/10.31294/jtk.v4i2>
- [13] Salsabila, S. M., Alim Murtopo, A., & Fadhilah, N. (2022). Analisis Sentimen Pelanggan Tokopedia Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier. *Jurnal Minfo Polgan*, 11(2). <https://doi.org/10.33395/jmp.v11i2.11640>
- [14] Sidauruk, N., Riza, N., & Siti Fatonah, Rd. N. (2023). PENGGUNAAN METODE SVM DAN RANDOM FOREST UNTUK ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA TERHADAP KAI ACCESS DI GOOGLE PLAYSTORE. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(3). <https://doi.org/10.36040/jati.v7i3.6899>
- [15] Sri Rahayu, Jajang Jaya Purnama, Abdul Hamid, & Nina Kurnia Hikmawati. (2023). Analisis Sentimen AicoGPT (Generative Pre-trained Transformer) Menggunakan TF-IDF. *Jurnal Buana Informatika*, 14(02). <https://doi.org/10.24002/jbi.v14i02.7039>
- [16] A. Bakar, M. A. B. M. Ali, and M. A. B. M. Noor, “Sentiment Analysis on Mobile Application Reviews Using Machine Learning Techniques,” *International Journal of Advanced Computer*

---

Science and Applications, vol. 10, no. 1, pp. 123–130, 2019. [Online]. Available: <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2019.0100116>