



## Perbandingan Kinerja Algoritma *Support Vector Machine* dan *Random Forest* dalam Analisis Sentimen Ulasan Hotel di Kota Palembang pada *Google Maps*

Ari Wiyanto<sup>1\*</sup>, Shinta Puspasari<sup>2</sup>, Lastri Widya Astuti<sup>3</sup>

<sup>1-3</sup> Ilmu Komputer dan Sains, Teknik Informatika, Universitas Indo Global Mandiri,  
Palembang, Indonesia

Email: [2021110026.students.uigm.ac.id](mailto:2021110026.students.uigm.ac.id)<sup>1\*</sup>, [shinta@uigm.ac.id](mailto:shinta@uigm.ac.id)<sup>2</sup>, [lastriwidya@uigm.ac.id](mailto:lastriwidya@uigm.ac.id)<sup>3</sup>

Alamat: Jl. Jendral Sudirman No.629 KM. 4 Kota Palembang, Sumatera Selatan, Indonesia 30129

\*Penulis korespondensi

**Abstract.** *The growth of the tourism sector in Palembang City has encouraged an increase in the need for quality hospitality services. In the digital age, user reviews on the Google Maps platform are an important source of data to assess customer satisfaction. This study aims to analyze and compare the effectiveness of two sentiment classification algorithms, namely Support Vector Machine (SVM) and Random Forest, in processing hotel reviews in Indonesian. A total of 1000 review data was used and processed through the stages of text cleanup, letter normalization, tokenization, stopword removal, and stemming. The evaluation was carried out with two approaches: 80:20 data sharing and cross-validation using the K-Fold technique. On data sharing, Random Forest showed 88% accuracy and 100% recall, while SVM recorded 87% accuracy and 99% recall, with equivalent precision and F1-score. However, cross-validation showed that the SVM was more stable and consistent, with 92% accuracy, 94% accuracy, 98% recall, and 96% F1-score, outpacing Random Forest's 91% accuracy and 95% F1-score. These results show that the SVM algorithm is superior in analyzing hotel review sentiment on Google Maps. These findings provide recommendations for tourism information system developers to adopt an SVM-based approach to review data processing to support more accurate and responsive decision-making.*

**Keywords:** *Classification Algorithm; Google Maps; Random Forest; Sentimen analysis; Support Vector*

**Abstrak.** Pertumbuhan sektor pariwisata di Kota Palembang mendorong peningkatan kebutuhan akan layanan perhotelan yang berkualitas. Dalam era digital, ulasan pengguna di platform Google Maps menjadi sumber data penting untuk menilai kepuasan pelanggan. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan membandingkan efektivitas dua algoritma klasifikasi sentimen, yaitu Support Vector Machine (SVM) dan Random Forest, dalam mengolah ulasan hotel berbahasa Indonesia. Sebanyak 1000 data ulasan digunakan dan diproses melalui tahapan pembersihan teks, normalisasi huruf, tokenisasi, penghapusan stopword, dan stemming. Evaluasi dilakukan dengan dua pendekatan: pembagian data 80:20 dan validasi silang menggunakan teknik K-Fold. Pada pembagian data, Random Forest menunjukkan akurasi 88% dan recall 100%, sementara SVM mencatat akurasi 87% dan recall 99%, dengan precision dan F1-score yang setara. Namun, validasi silang menunjukkan bahwa SVM lebih stabil dan konsisten, dengan akurasi 92%, precision 94%, recall 98%, dan F1-score 96%, melampaui performa Random Forest yang memperoleh akurasi 91% dan F1-score 95%. Hasil ini menunjukkan bahwa algoritma SVM lebih unggul dalam analisis sentimen ulasan hotel di Google Maps. Temuan ini memberikan rekomendasi bagi pengembang sistem informasi pariwisata untuk mengadopsi pendekatan berbasis SVM dalam pengolahan data ulasan guna mendukung pengambilan keputusan yang lebih akurat dan responsif.

**Kata kunci:** Algoritma klasifikasi; Analisis sentimen; *Google Maps; Random Forest; Support Vector*

### 1. LATAR BELAKANG

Hotel merupakan bagian penting dari industri pariwisata yang menyediakan layanan akomodasi bagi wisatawan. Kepuasan tamu sangat dipengaruhi oleh kelengkapan dan kualitas fasilitas kamar. Jika fasilitas sesuai harapan, tamu cenderung puas; sebaliknya, ketidaksesuaian dapat menimbulkan kekecewaan.

Seiring dengan kemajuan teknologi, ulasan digital melalui *platform* seperti *Google Maps* semakin banyak dimanfaatkan wisatawan untuk membagikan pengalaman mereka secara langsung (Ndapamuri, A. M., Manongga, D., & Iriani, A. 2023). Penilaian tersebut perlu dikelompokkan menjadi dua kategori, yaitu penilaian dengan sifat positif dan penilaian dengan sifat negatif, agar dapat dianalisis lebih lanjut (Utami, Hidayat, & Rakhmawati, 2022). Informasi ini berpotensi menjadi sumber data penting bagi pihak hotel untuk mengevaluasi kualitas layanan.

Lebih jauh, penggunaan teknologi digital dalam berbagai sektor mendorong pelaku usaha memanfaatkan *platform* daring sebagai media interaksi dan transaksi. (Widya Astuti, Desitama Anggraini, & Fadhiel Alie, 2022) menegaskan bahwa pemanfaatan media digital dapat meningkatkan kinerja operasional, memperluas cakupan pasar, serta menyempurnakan proses bisnis, termasuk di sektor jasa seperti perhotelan. Pemanfaatan platform digital juga mampu “membuka jaringan, meningkatkan keterampilan pengguna, dan memberi inspirasi dalam pengembangan strategi promosi dan pemasaran” (Widya Astuti et al., 2022). Hal ini menunjukkan bahwa digital *content* dan ulasan *online* dapat menjadi sumber daya strategis dalam membangun reputasi dan kepercayaan pelanggan.

Salah satu pendekatan yang banyak digunakan untuk mengolah data ulasan adalah analisis sentimen, yaitu teknik untuk mengekstraksi opini pengguna dari teks tidak terstruktur menjadi informasi bermakna yang dikategorikan sebagai positif atau negatif (Chyntia Morama, Ratnawati, & Arwani, 2022). Studi sebelumnya mengindikasikan bahwa algoritma *machine learning* dapat menghasilkan analisis yang akurat terhadap teks ulasan dan membuktikan bahwa pendekatan analisis teks dapat mengungkap pola kepuasan pelanggan secara lebih rinci melalui ulasan hotel (Andiana & Hayati, 2024). Sejumlah penelitian sebelumnya juga menggunakan algoritma seperti Support Vector Machine (SVM) dan Random Forest dalam klasifikasi sentimen, dengan hasil yang cukup menjanjikan (Wijaya, Permana, & Darwis, 2022; Rismayadi, Febrianto, Raharja, & Hariyanti, 2024).

Meskipun demikian, pemanfaatan ulasan dari *Google Maps* secara sistematis sebagai sumber data analisis sentimen masih jarang dilakukan, khususnya di Kota Palembang. Banyak hotel masih mengandalkan survei konvensional atau bahkan tidak menganalisis opini pelanggan secara mendalam, sehingga terjadi kesenjangan antara kebutuhan pengunjung dan strategi peningkatan layanan. Hal ini menandakan adanya peluang besar untuk mengoptimalkan data digital dalam mendukung pengambilan keputusan strategis.

Penelitian ini penting untuk menutup kekosongan penelitian dengan membandingkan kinerja algoritma *Support Vector Machine* dan *Random Forest* dalam klasifikasi sentimen

ulasan hotel berbahasa Indonesia dari *Google Maps*. Dengan menggunakan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*, studi ini diharapkan dapat memberikan kontribusi ilmiah dalam menentukan metode klasifikasi yang paling optimal, sekaligus menjadi referensi praktis bagi pengelola hotel untuk memahami persepsi pelanggan dan meningkatkan kualitas layanan.

## 2. KAJIAN TEORITIS

Kajian teori ini menjelaskan teori-teori serta penelitian sebelumnya yang relevan sebagai landasan untuk studi mengenai analisis sentimen ulasan hotel berbasis *machine learning*.

### Hotel dan Ulasan Konsumen

Hotel adalah institusi pelayanan akomodasi yang berkembang menjadi industri berbasis pengalaman tamu. Istilah “hotel” berasal dari kata Latin *hospitium* (Solihin & Suardani, 2021) dan kini keberhasilan hotel diukur melalui kepuasan pelanggan terkait layanan, kebersihan, dan kenyamanan (Suleri & Ertuna, 2021). Ulasan daring menjadi indikator penting dalam menilai kualitas hotel, karena mencerminkan opini konsumen terhadap layanan dan fasilitas. (Jap, Suryana, Dewi, & Putra, 2023).

### Analisis Sentimen dan *Machine Learning*

Analisis sentimen bertujuan untuk menentukan polaritas opini dalam teks dan termasuk dalam ranah Natural Language Processing (Ndapamuri et al., 2023). Pendekatan *machine learning*, seperti Support Vector Machine (SVM) dan Random Forest, terbukti efektif untuk klasifikasi sentimen. SVM menunjukkan keunggulan pada data berdimensi tinggi (Asgård, 2021), sedangkan Random Forest memiliki ketahanan terhadap overfitting serta mampu memberikan akurasi yang tinggi (Sari & Nugroho, 2022; Hu & Szymczak, 2023).

Dalam studi lain, (Puspasari, Ermatita, & Zulkardi, 2022) mengevaluasi kinerja beberapa algoritma *machine learning* dalam sistem rekomendasi pameran virtual museum. Mereka menyatakan bahwa “*machine learning has proven its effectiveness for predictions and recommendations*,” dan menemukan bahwa *Random Forest* menunjukkan akurasi tinggi dalam klasifikasi preferensi pengguna. Meskipun konteksnya berbeda, metode evaluatif mereka—termasuk pengukuran akurasi dan F-measure—sangat relevan untuk analisis sentimen ulasan digital, seperti ulasan hotel di *Google Maps*.

Selain itu, (Gustriansyah, Suhandi, Puspasari, & Sanmorino, 2024) menunjukkan bahwa *Random Forest* memiliki performa sangat tinggi dalam klasifikasi data multikategori, dengan akurasi 97,37%, sensitivitas 95%, spesifisitas 98,81%, AUC 0,9990, dan Cohen’s

Kappa 0,9609. Temuan ini menegaskan kemampuan *Random Forest* dalam menangani data kompleks secara konsisten, menjadikannya kandidat kuat untuk klasifikasi berbasis opini. Penelitian lain oleh (Puspasari & Dhamayanti, 2022) menyoroiti efektivitas teknologi informasi dalam menyampaikan opini publik melalui kegiatan sosialisasi museum. Mereka menyatakan bahwa “sosialisasi berbasis teknologi merupakan kegiatan yang efektif menyebarkan informasi tentang layanan publik tanpa harus mendatangi pusat layanan terutama dalam situasi pandemi,” yang menunjukkan bahwa media digital dapat menjadi sarana yang kuat dalam membentuk persepsi dan opini masyarakat dimana sejalan dengan prinsip dasar analisis sentimen.

Dalam konteks digitalisasi layanan, (Puspasari, 2021) menekankan pentingnya data mining untuk mengekstraksi informasi bermakna dari data digital. Mereka menyatakan bahwa “data mining adalah teknik yang bertujuan untuk mengekstraksi informasi penting dari data yang dimiliki untuk berbagai tujuan peningkatan kinerja,” serta menegaskan keefektifan SVM dalam memproses data berdimensi tinggi, baik linear maupun non-linear, dengan menentukan hypersurface yang membagi data menjadi dua kelompok. Pernyataan ini memperkuat landasan teoritis pemilihan algoritma SVM untuk analisis sentimen ulasan hotel.

### **Representasi Fitur: TF-IDF**

TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*) diterapkan untuk mengekstraksi kata penting dalam teks ulasan, membantu algoritma mengenali kata bermakna emosional seperti “bagus” atau “buruk” (Zhan, 2025). Kombinasi TF-IDF dengan SVM atau Random Forest meningkatkan performa klasifikasi (Suriyanto, 2025).

### **Penelitian Terdahulu**

Berbagai studi telah menerapkan algoritma ini untuk analisis ulasan hotel: 1). (Chandradev, Made, Dwi Suarjaya, Putu, & Bayupati, 2023) menggunakan BERT dan mencapai akurasi 91,4%. 2). (Chyntia Morama et al., 2022) menerapkan *Random Forest* dengan akurasi 90%. 3). Idris, Abdullah, & Rahman (2023) menggunakan SVM untuk ulasan aplikasi Shopee dengan akurasi 98%. 4). (Thomas & Rumaisa, 2022) menggabungkan SVM dan TF-IDF untuk ulasan hotel berbahasa Indonesia. 5). Sari & Suryono (2024) membandingkan SVM dan *Random Forest* untuk analisis sentimen di lingkungan metaverse.

Hasil-hasil ini mengindikasikan bahwa algoritma machine learning efektif dalam mengenali pola opini konsumen. Namun, penelitian yang secara khusus membandingkan kinerja SVM dan *Random Forest* pada ulasan hotel berbahasa Indonesia dari *Google Maps* di Kota Palembang masih terbatas. Penelitian ini diharapkan dapat menutup kekurangan penelitian sebelumnya dan menawarkan kontribusi ilmiah dalam pemilihan metode klasifikasi sentimen yang tepat bagi industri perhotelan.

### 3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menerapkan pendekatan kuantitatif dengan desain eksperimen komparatif untuk membandingkan kinerja algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dan *Random Forest* dalam analisis sentimen ulasan hotel di Kota Palembang.

#### Populasi dan Sampel

Populasi penelitian adalah seluruh ulasan hotel yang tersedia di *platform Google Maps* untuk wilayah Kota Palembang. Sampel diambil berupa ulasan dalam bahasa Indonesia pada periode tahun 2024–2025 yang dikumpulkan menggunakan *Instant Data Scraper*.

#### Teknik dan Instrumen Pengumpulan Data

Data diambil dan dikumpulkan langsung dengan metode *web scraping* dari sumber resmi *Google Maps*. Instrumen penelitian berupa dataset teks ulasan yang kemudian diberi label sentimen (positif/negatif).

#### Tahap Pengolahan Data

Sebelum dianalisis, data menjalani proses preprocessing meliputi: 1). *Cleaning* (pembersihan teks), 2). *Case Folding* (penyeragaman huruf kecil), 3). *Tokenization* (pemotongan teks menjadi token), 4). *Stopword Removal* (penghapusan kata tidak bermakna), 5). *Stemming* (mengembalikan kata ke bentuk dasar).

Tahapan ini penting dalam NLP (*Natural Language Processing*) untuk memastikan teks siap diolah—menurut riset terkini, *preprocessing* semacam ini efektif meningkatkan kualitas data sebelum proses klasifikasi. (Das, Kamalanathan, & Alphonse, 2020) Kemudian, TF-IDF digunakan untuk memberikan bobot pada kata sehingga teks dapat direpresentasikan dalam bentuk angka. Metode ini berfungsi sebagai teknik pembobotan fitur teks untuk representasi numerik. Metode ini diterapkan sebagai teknik pembobotan fitur teks agar dapat direpresentasikan secara numerik. Studi komparatif terbaru menunjukkan bahwa TF-IDF memberikan performa unggul pada beberapa kasus, terutama ketika digunakan bersama algoritma seperti SVM atau *Random Forest* dalam analisis sentimen. (Das et al., 2020)

#### Model Penelitian

Data hasil preprocessing kemudian dianalisis menggunakan dua algoritma klasifikasi:

##### ***Support Vector Machine* (SVM)**

Algoritma SVM dirancang untuk menemukan *hyperplane* dengan margin maksimum melalui pemanfaatan *support vector* dan margin. Studi modern membandingkan SVM dengan model bahasa terlatih (PLMs) dan menunjukkan bahwa SVM klasik yang dipadukan dengan representasi TF-IDF masih memberikan performa kompetitif untuk *text classification* dalam beberapa domain. (Wahba, Madhavji, & Steinbacher, 2022)

## Random Forest

Metode *ensemble learning* membangun beberapa pohon keputusan (*decision tree*) dan menggabungkannya untuk meningkatkan akurasi prediksi serta mengurangi kemungkinan *overfitting*. Sebuah survei mutakhir menyajikan berbagai metode interpretabilitas model *Random Forest* yang terus berkembang sejak 2020. (Haddouchi & Berrado, 2024)

## Teknik Analisis Data

Setelah model dilatih, tahap berikutnya adalah melakukan evaluasi kinerja algoritma yang digunakan. Proses pengujian bertujuan menilai sejauh mana model mampu mengklasifikasikan sentimen ulasan hotel secara akurat. Metode utama yang diterapkan dalam penelitian ini untuk evaluasi adalah *Confusion Matrix*, yang tidak hanya menampilkan jumlah prediksi yang akurat maupun yang keliru, tetapi juga memberikan informasi detail mengenai distribusi kesalahan klasifikasi. Pada penelitian-penelitian terbaru, evaluasi semacam ini masih menjadi standar untuk klasifikasi teks (Das et al., 2020). Tabel berikut menunjukkan *Confusion Matrix* berdasarkan ulasan-ulasan tersebut.

**Tabel 1.** *Confusion Matrix*

<i>Confusion Matrix</i>	<i>Predicted Positive</i>	<i>Predicted Negative</i>
<i>Actual Positive</i>	<i>TP</i>	<i>FN</i>
<i>Actual Negative</i>	<i>FP</i>	<i>TN</i>

*Confusion Matrix* membagi hasil prediksi menjadi empat kategori: *True Positive* (TP) untuk prediksi benar kelas positif, *False Positive* (FP) untuk prediksi salah yang diklasifikasikan sebagai positif, *True Negative* (TN) untuk prediksi benar kelas negatif, dan *False Negative* (FN) untuk prediksi salah pada kelas negatif. Klasifikasi ini memudahkan evaluasi kinerja model secara menyeluruh. Berdasarkan nilai-nilai yang terdapat pada *Confusion Matrix*, dilakukan perhitungan *Accuracy*, *Recall*, *Precisi*, dan *F1-Score* menggunakan rumus-rumus berikut:

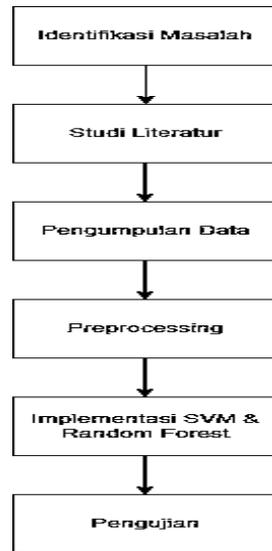
$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

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

$$F1\ Score = 2X \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

Rincian alur metodologi yang diterapkan dalam penelitian ini ditampilkan pada gambar berikut:



**Gambar 1.** Tahapan penelitian.

#### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

##### **Pengumpulan Data**

Sumber data penelitian ini berasal dari *Google Maps* pada periode tahun 2024–2025 dengan menggunakan *Instant Data Scraper*. Data berupa ulasan hotel berbahasa Indonesia yang berada di wilayah Kota Palembang. Dari hasil pengumpulan, diperoleh sebanyak 1000 ulasan yang kemudian dijadikan dataset penelitian.

##### **Hasil Proses *Processing Data***

##### ***Cleaning Data***

Langkah ini bertujuan untuk menghilangkan karakter-karakter yang tidak relevan, termasuk tanda baca, angka, simbol, serta karakter khusus.

**Tabel 2.** Contoh hasil *cleaning data*.

Sebelum di <i>Cleaning</i>	Setelah di <i>Cleaning</i>
Semua pegawainya ramah saya sangat puas	Semua pegawainya ramah saya sangat puas

Proses *cleaning data* menunjukkan bahwa penghapusan karakter yang tidak relevan membuat teks menjadi lebih bersih dan fokus pada kata-kata bermakna, sehingga mempermudah tahap analisis sentimen berikutnya dan meningkatkan akurasi klasifikasi.

##### ***Case Folding***

Langkah ini untuk mengubah semua karakter menjadi huruf kecil untuk mengurangi variasi kata yang sama dengan huruf besar dan kecil.

**Tabel 3.** Contoh data hasil *Case Folding*.

Sebelum dilakukan <i>Case Folding</i>	Setelah dilakukan <i>Case Folding</i>
Semua pegawainya ramah saya sangat puas	semua pegawainya ramah saya sangat puas

Tahap *case folding* menunjukkan bahwa penyeragaman huruf besar dan kecil meningkatkan konsistensi kata dalam dataset sehingga algoritma dapat mengenali kata yang sama dengan lebih akurat dan mengurangi kesalahan klasifikasi.

### **Tokenization**

Pada fase ini, setiap istilah dalam kalimat dokumen dipisahkan tujuan utamanya adalah memecah kalimat menjadi kata-kata penyusunnya.

**Tabel 4.** Contoh hasil *Tokenization*.

Sebelum di <i>Tokenization</i>	Setelah di <i>Tokenization</i>
semua pegawainya ramah saya sangat puas	semua,pegawainya,ramah,saya,sangat,puas

Hasil *tokenization* memperlihatkan bahwa kalimat berhasil dipecah menjadi kata-kata penyusunnya, yang mempermudah tahap analisis lebih lanjut, termasuk *stopword removal* dan *stemming*, sehingga memaksimalkan efisiensi algoritma dalam mengenali kata penting.

### **Stopword Removal**

Pada tahap ini, kata-kata yang memiliki frekuensi sangat tinggi atau sangat rendah disaring untuk meningkatkan kualitas data.

**Tabel 5.** Contoh data hasil *Stopword Removal*.

Sebelum dilakuan <i>Stopword Removal</i>	Setelah dilakukan <i>Stopword Removal</i>
semua,pegawainya,ramah,saya,sangat,puas	semua,pegawainya,ramah,sangat,puas

Hasil *stopword removal* menunjukkan bahwa penyaringan kata-kata yang tidak bermakna berhasil dilakukan sehingga dataset menjadi lebih ringkas dan relevan, sehingga algoritma *machine learning* dapat fokus pada kata-kata yang memiliki kontribusi signifikan terhadap klasifikasi sentimen.

### **Stemming**

Proses selanjutnya *stemming* adalah mengubah kata-kata yang tercantum dalam dokumen berubah menjadi bentuk kata akarnya (*root word*).

**Tabel 6.** Contoh hasil *Stemming*.

Sebelum di <i>Stemming</i>	Setelah di <i>Stemming</i>
semua,pegawainya,ramah,sangat,puas	semua,pegawai,ramah,sangat,puas

Proses stemming mengubah kata-kata kembali ke bentuk dasarnya, sehingga variasi kata yang sama tidak memengaruhi pembobotan TF-IDF dan membantu meningkatkan akurasi analisis sentimen.

### Proses Pelabelan *TF-IDF*

Dalam hasil proses pelabelan, istilah "label" merujuk pada kategori atau kelas yang diberikan kepada data teks berdasarkan emosi atau opini yang diekspresikan dalam teks tersebut. Setelah pembobotan kata TF-IDF, langkah selanjutnya yaitu pelabelan TF-IDF setiap data ulasan berdasarkan nilai bobot tertinggi yang mewakili sentimen untuk mempermudah klasifikasi sentimen. Berikut contoh Pelabelan TF-IDF

**Tabel 7.** Contoh hasil Pelabelan TF-IDF.

<i>TF-IDF Values</i>	Sentimen
{'sangat': 0.3092, 'semua': 0.3655, 'pegawai': 0.6155, 'ramah': 0.3068, 'puas': 0.5458}	Positif

Pelabelan menggunakan TF-IDF menunjukkan bahwa kata-kata yang memiliki bobot tertinggi dapat merepresentasikan sentimen ulasan secara efektif. Hal ini memungkinkan algoritma klasifikasi untuk mengidentifikasi opini pengguna dengan akurasi yang lebih baik dan sesuai dengan konsep dasar analisis sentimen berbasis bobot kata.

### Implementasi SVM dan Random Forest

Dalam sub bab proses Implementasi SVM dan *Random Forest* dataset yang sudah diproses digunakan untuk melatih algoritma SVM dan *Random Forest*. Model dievaluasi dengan beberapa skema pembagian data latih dan uji, sekaligus menggunakan metode *K-Fold Cross Validation*.

### Pengujian *Confusion Matrix*

Setelah model dilatih, tahap berikutnya adalah evaluasi kinerjanya. Penerapan metode *Confusion Matrix* memungkinkan penelitian untuk menilai kualitas klasifikasi algoritma secara rinci, mencakup *true positive*, *false positive*, *true negative*, dan *false negative*. Tabel berikut menyajikan hasil perbandingan algoritma *Random Forest* dan SVM berdasarkan *Confusion Matrix* yang diperoleh dari pengujian model dengan berbagai proporsi pembagian data latih dan uji, yaitu 90:10, 80:20, 70:30, dan 60:40, serta metrik evaluasi berupa akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*.

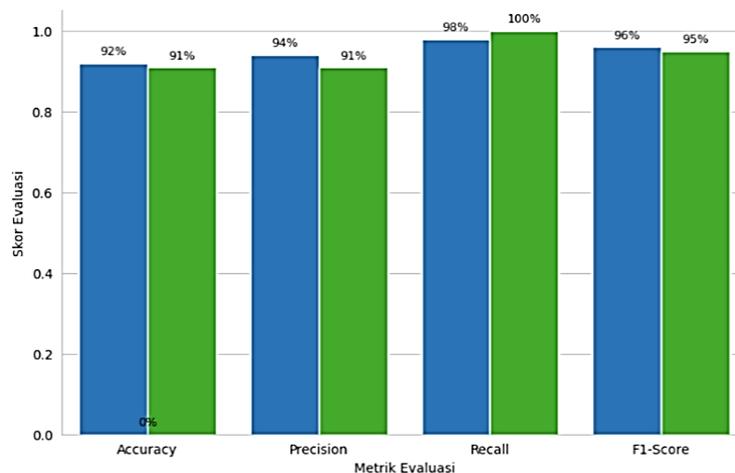
**Tabel 8.** Analisis perbandingan *confusion matrix* algoritma *Random Forest* dan SVM .

Split Data	Algoritma	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
90:10	SVM	89%	87%	98%	93%
	<i>Random Forest</i>	89%	88%	100%	94%
80:20	SVM	87%	87%	99%	93%
	<i>Random Forest</i>	88%	87%	100%	93%
70:30	SVM	86%	85%	99%	92%
	<i>Random Forest</i>	86%	85%	100%	92%
60:40	SVM	85%	85%	100%	91%
	<i>Random Forest</i>	84%	84%	99%	91%

Pengujian dengan berbagai skema pembagian data (90:10, 80:20, 70:30, 60:40) menunjukkan kinerja SVM dan *Random Forest* yang relatif stabil, dengan akurasi antara 84%–89%. Pada pembagian 90:10, kedua algoritma mencapai akurasi tertinggi 89%, dengan *Random Forest* unggul tipis pada *F1-score* sebesar 94%. Secara konsisten, *Random Forest* juga memperoleh nilai *recall* sangat tinggi (99–100%), menandakan kemampuannya dalam mengenali ulasan positif secara lebih optimal dibandingkan SVM. Sementara itu, nilai presisi kedua algoritma relatif seimbang, yaitu pada kisaran 84–88%. Dengan demikian, hasil pengujian split data memperlihatkan bahwa *Random Forest* sedikit lebih unggul dalam mendeteksi ulasan positif (*recall*), sedangkan SVM memberikan performa stabil pada semua metrik meskipun dengan *recall* sedikit lebih rendah.

### Pengujian *K-Fold Cross Validation*

Metode *K-Fold Cross Validation* diterapkan untuk memperoleh evaluasi yang lebih andal dengan membagi data menjadi beberapa segmen (*fold*), kemudian melaksanakan proses pelatihan dan pengujian secara bergantian sehingga setiap *fold* dapat memberikan nilai evaluasi yang maksimal. Berikut grafik perbandingan *K-fold* SVM dan *Random Forest*, batang berwarna biru mewakili hasil dari algoritma SVM, sedangkan batang berwarna hijau menunjukkan hasil dari algoritma *Random Forest*.



**Gambar 2.** Grafik perbandingan *K-fold* SVM dan *Random Forest*.

Penggunaan *K-Fold Cross Validation* menghasilkan evaluasi yang lebih menyeluruh dengan memperhitungkan perbedaan data pada setiap *fold*. Pada pengujian ini, SVM mencapai akurasi 92%, *precision* 94%, *recall* 98%, dan *F1-score* 96%, sedangkan *Random Forest* mencatat *recall* tertinggi sebesar 100%, namun dengan akurasi dan *precision* sedikit lebih rendah, yaitu 91% dan 93%, serta *F1-score* 95%. Hasil ini menunjukkan bahwa SVM lebih seimbang di semua metrik evaluasi, dengan performa stabil antara akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Sebaliknya, *Random Forest* memang sangat kuat dalam mendeteksi ulasan positif (*recall*), tetapi memiliki *trade-off* berupa penurunan presisi dan akurasi.

## 5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini membandingkan performa SVM dan *Random Forest* dalam mengklasifikasikan sentimen 1000 ulasan hotel berbahasa Indonesia dari Google Maps. Hasil pengujian menunjukkan bahwa *Random Forest* unggul pada aspek *recall* dengan nilai mencapai 100%, sedangkan SVM memberikan kinerja lebih seimbang dan stabil pada semua metrik, khususnya pada pengujian *K-Fold Cross Validation*, dengan akurasi 92% dan *F1-score* 96%. Temuan ini mengindikasikan bahwa SVM lebih optimal digunakan untuk analisis sentimen ulasan hotel secara menyeluruh, meskipun *Random Forest* tetap relevan untuk kasus yang menekankan sensitivitas terhadap ulasan positif. Penelitian ini memiliki batasan berupa penggunaan dua kelas sentimen (positif dan negatif) serta data yang berasal dari Google Maps. Penelitian selanjutnya disarankan menambahkan kategori netral, memperbaiki *preprocessing* terkait slang dan *typo*, serta mengeksplorasi algoritma lain, termasuk pendekatan *Deep Learning* dengan cakupan data lebih luas.

## DAFTAR REFERENSI

- Andiana, M. J., Martanto, M., & Hayati, U. (2024). Analisis sentimen review hotel menggunakan metode Naïve Bayes pada hotel di wilayah Kota Cirebon. *Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak*, 6(1), 258–264.
- Asgård, T. (2021). Learning project management: The case of further education in Norway. *Procedia Computer Science*, 196, 848–855. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.12.084>
- Chandradev, V., Suarjaya, I. M. A. D., & Bayupati, I. P. A. (2023). Analisis sentimen review hotel menggunakan metode deep learning BERT. *Jurnal Buana Informatika*, 14(2), 107–116.
- Das, M., & Alphonse, P. J. A. (2023). A comparative study on TF-IDF feature weighting method and its analysis using unstructured dataset. *arXiv preprint arXiv:2308.04037*.

- Faradillah, F., Astuti, L. W., Anggraini, L. D., & Alie, M. F. (2022). Pelatihan penggunaan platform digital sebagai penerapan e-commerce pada kegiatan UMKM. *Jurnal Abdimas Mandiri*, 6(1), 53–59. <https://doi.org/10.36982/jam.v6i1.2084>
- Gustriansyah, R., Suhandi, N., Puspasari, S., & Sanmorino, A. (2024). Machine learning method to predict the toddlers' nutritional status. *Jurnal Infotel*, 16(1), 1–9. <https://doi.org/10.20895/infotel.v15i4.988>
- Haddouchi, M., & Berrado, A. (2024). A survey and taxonomy of methods interpreting random forest models. *arXiv preprint arXiv:2407.12759*.
- Hu, J., & Szymczak, S. (2023). A review on longitudinal data analysis with random forest. *Briefings in Bioinformatics*, 24(2), 1–11. <https://doi.org/10.1093/bib/bbad002>
- Idris, I. S. K., Abdullah, A., & Rahman, R. (2023). Analisis sentimen terhadap penggunaan aplikasi Shopee menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). *Jambura Journal of Electrical and Electronics Engineering*, 5(1), 32–35. <https://doi.org/10.37905/jjee.v5i1.16830>
- Jap, V., Suryana, A., Dewi, R., & Putra, B. (2023). Analisis kepuasan dan ketidakpuasan tamu Hotel Novotel: Pendekatan text mining atas ulasan daring pada situs web Tripadvisor. *Jurnal Manajemen Perhotelan*, 9(2), 71–80. <https://doi.org/10.9744/jmp.9.2.71-80>
- Morama, H. C., Ratnawati, D. E., & Arwani, I. (2022). Analisis sentimen berbasis aspek terhadap ulasan Hotel Tentrem Yogyakarta menggunakan algoritma Random Forest classifier. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 6(4), 1702–1708.
- Ndapamuri, A. M., Manongga, D., & Iriani, A. (2023). Analisis sentimen ulasan aplikasi Tripadvisor dengan metode Support Vector Machine, K-Nearest Neighbor, dan Naive Bayes. *INOVTEK Polbeng—Seri Informatika*, 8(1), 127–135. <https://doi.org/10.35314/isi.v8i1.3260>
- Puspasari, S., & Dhamayanti, D. (2022). Sosialisasi eksistensi Museum Dr. A. K. Gani di pameran bersama museum se-Sumsel untuk peningkatan kunjungan eduwisata. *Reswara: Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat*, 3(2), 745–750. <https://doi.org/10.46576/rjpkm.v3i2.1972>
- Puspasari, S., & Ermatita, E. (2021). A survey of data mining techniques for smart museum applications. *JUITA: Jurnal Informatika*, 9(1), 33–42.
- Puspasari, S., Ermatita, & Zulkardi. (2022). Machine learning for exhibition recommendation in a museum's virtual tour application. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 13(4), 404–412. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2022.0130448>
- Rismayadi, A. A., Febrianto, R. W., Raharja, A. R., & Hariyanti, I. (2024). Perbandingan kinerja metode machine learning Support Vector Machine (SVM), Random Forest, dan K-Nearest Neighbors (KNN) dalam prediksi harga saham Apple. *Media Informatika*, 23(3), 152–160.
- Sari, P. K., & Suryono, R. R. (2024). Komparasi algoritma Support Vector Machine dan Random Forest untuk analisis sentimen metaverse. *Jurnal Mnemonic*, 7(1), 31–39.
- Solihin, S., & Suardani, M. (2021). *Pengantar hotel dan restoran* (pp. 1–109).

- Suleri, J., & Ertuna, A. (2021). Exploring hotel identity by focusing on customer experience analysis. *Research in Hospitality Management*, 11(2), 113–120. <https://doi.org/10.1080/22243534.2021.1917178>
- Surianto, D. F. (2025). Enhancing K-Means clustering for journal articles using TF-IDF and LDA feature extraction. *Brilliance: Research of Artificial Intelligence*, 4(2), 964–972. <https://doi.org/10.47709/brilliance.v4i2.5547>
- Thomas, V. W. D., & Rumaisa, F. (2022). Analisis sentimen ulasan hotel bahasa Indonesia menggunakan Support Vector Machine dan TF-IDF. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 6(3), 1767–1775. <https://doi.org/10.30865/mib.v6i3.4218>
- Utami, D. S., Hidayat, N., & Rakhmawati, N. A. (2022). Analisis sentimen ulasan terkait UNESCO Global Geopark di Google Maps dengan algoritma Naive Bayes. *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, 6(2), 1154–1170. <https://doi.org/10.30645/j-sakti.v6i2.538>
- Wahba, Y., Madhavji, N., & Steinbacher, J. (2022, September). A comparison of SVM against pre-trained language models (PLMs) for text classification tasks. In *International Conference on Machine Learning, Optimization, and Data Science* (pp. 304–313). Cham: Springer Nature Switzerland.
- Wijaya, W., Permana, F. J., & Darwis, D. (2022). Penerapan metode Support Vector Machine untuk analisis sentimen pada ulasan pelanggan hotel di Tripadvisor. *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi*, 10(2), 40–48. <https://doi.org/10.24912/jiksi.v10i2.22538>
- Zhan, Z. (2025). Comparative analysis of TF-IDF and Word2Vec in sentiment analysis: A case of food reviews. *ITM Web of Conferences*, 70, 02013. <https://doi.org/10.1051/itmconf/20257002013>