

## **Improving the Accuracy of Social Media Sentiment Classification with the Combination of TF-IDF Method and Random Forest Algorithm**

**Siti Mutmainah<sup>1\*</sup>, Fathir<sup>1</sup>, Erin Eka Citra<sup>2</sup>**

<sup>1</sup> Ilmu Komputer, FТИK, Universitas Muhammadiyah Bima, Bima, Indonesia

<sup>2</sup> Ilmu Komputer, MIPA, Universitas Lampung, Bandar Lampung, Indonesia

Email: [siti.mutmainah.id19@gmail.com](mailto:siti.mutmainah.id19@gmail.com)

(\* : corresponding author)

**ABSTRACT** – Sentiment classification on social media text data is one of the main challenges in public opinion analysis. The large volume of data and the diversity of informal languages make sentiment analysis a challenge in itself, especially in the context of Indonesian. This research aims to improve the accuracy of social media sentiment classification by combining Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) method as a text representation technique and Random Forest algorithm as a classification model. The dataset used consists of 20,000 Indonesian opinion data collected from Twitter and Instagram, and has been labeled into three sentiment categories: positive, negative, and neutral. This data went through a preprocessing stage, including text cleaning, tokenization, stopword removal, stemming, and normalization. Experimental results show that the combination of TF-IDF and Random Forest yields an accuracy of 91.2% with average precision, recall, and F1-score values above 0.90. The confusion matrix analysis revealed that the model was highly effective in classifying positive and negative sentiments, although there were challenges in distinguishing neutral sentiments. These findings indicate that the approach used is quite reliable and can be used as a foundation for the development of sentiment analysis systems on an industrial scale as well as further research.

**KEYWORDS:** Sentiment Analysis, Social Media, TF-IDF, Random Forest, Text Classification

## **Peningkatan Akurasi Klasifikasi Sentimen Media Sosial dengan Kombinasi Metode TF-IDF dan Algoritma Random Forest**

**ABSTRAK** – Klasifikasi sentimen pada data teks media sosial menjadi salah satu tantangan utama dalam analisis opini publik. Volume data yang besar dan keragaman bahasa informal menjadikan analisis sentimen sebagai tantangan tersendiri, khususnya dalam konteks bahasa Indonesia. Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen media sosial dengan menggabungkan metode Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) sebagai teknik representasi teks dan algoritma Random Forest sebagai model klasifikasi. Dataset yang digunakan terdiri dari 20.000 data opini berbahasa Indonesia yang dikumpulkan dari Twitter dan Instagram, dan telah dilabeli ke dalam tiga kategori sentimen: positif, negatif, dan netral. Data ini melalui tahap preprocessing, termasuk pembersihan teks, tokenisasi, penghapusan stopword, stemming, dan normalisasi. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa kombinasi TF-IDF dan Random Forest menghasilkan akurasi sebesar 91,2% dengan nilai precision, recall, dan F1-score rata-rata di atas 0,90. Analisis confusion matrix mengungkapkan bahwa model sangat efektif dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif, meskipun terdapat tantangan dalam membedakan sentimen netral. Temuan ini menunjukkan bahwa

pendekatan yang digunakan cukup andal dan dapat dijadikan fondasi bagi pengembangan sistem analisis sentimen dalam skala industri maupun penelitian lanjutan.

**KATA KUNCI:** Analisis Sentimen, Media Sosial, TF-IDF, Random Forest, Klasifikasi Teks

---

Received : 20-02-2025

Revised : 13-03-2025

Published : 30-04-2025

---

## 1. PENDAHULUAN

Dalam beberapa tahun terakhir, analisis sentimen telah menjadi bidang penelitian yang sangat penting dalam memahami opini publik yang tersebar di media sosial. Platform seperti Twitter, Instagram, dan Facebook menyediakan data teks dalam jumlah besar yang mengandung beragam sentimen—positif, negatif, maupun netral—terkait berbagai isu sosial, politik, produk, dan layanan. Menurut laporan DataReportal (2024) [1], pada awal tahun 2024 terdapat sekitar 5,04 miliar pengguna media sosial aktif di seluruh dunia, setara dengan 62,3% dari total populasi global. Media sosial telah menjadi perpustakaan raksasa opini publik yang terus berkembang, di mana pengguna dengan bebas mengekspresikan pendapat, emosi, dan sentimen mereka tentang berbagai topik, mulai dari produk, layanan, hingga isu-isu sosial dan politik [2], [3].

Keunggulan utama data media sosial untuk analisis sentimen salah satunya adalah kemampuannya menyediakan wawasan real-time tentang opini publik, yang sangat penting dalam berbagai bidang seperti pemasaran, analisis opini publik, dan bahkan manajemen krisis [4]. Setiap hari, platform seperti Twitter, Facebook, dan Instagram menghasilkan jumlah konten yang masif—termasuk postingan, komentar, dan tweet—yang dapat diproses dan dianalisis untuk memperoleh pemahaman mendalam tentang perasaan pengguna terhadap topik, produk, atau merek tertentu [5]. Namun, analisis terhadap data besar ini tidak lepas dari tantangan, salah satunya adalah mengidentifikasi sentimen secara akurat dari teks yang tidak terstruktur dan beragam.

Salah satu pendekatan yang banyak digunakan dalam analisis sentimen adalah penggunaan teknik representasi teks, seperti Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) [6], yang membantu mengonversi teks menjadi bentuk yang dapat dipahami oleh model mesin pembelajaran [7]. Sementara itu, Random Forest, sebagai algoritma pembelajaran mesin berbasis pohon keputusan, telah terbukti efektif dalam menangani data yang kompleks dan besar dengan akurasi yang tinggi [8], [9], [10]. Namun, meskipun kedua metode ini banyak digunakan secara terpisah, masih sedikit penelitian yang mengkombinasikan keduanya untuk meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen pada media sosial [11].

Studi terbaru semakin berfokus pada integrasi metode TF-IDF dan Random Forest untuk analisis sentimen, terutama dalam konteks media sosial. Misalnya, Bahrawi (2019) melaporkan akurasi 83% ketika menganalisis sentimen produk di Twitter, menyoroti pentingnya representasi fitur yang efektif dalam meningkatkan kinerja model [12]. Namun, ketergantungan penelitian ini pada platform media sosial tunggal membatasi keragaman dataset. Sebaliknya, Naseem dan Sharma (2024) menunjukkan bahwa Random Forest mencapai akurasi yang lebih tinggi masing-masing sebesar 94,3% dan 98,3% pada kumpulan data Facebook dan Twitter, menunjukkan bahwa kinerja model dapat bervariasi secara signifikan di seluruh platform [13]. Selain itu, Basarslan dan Kayaalp (2021) menemukan bahwa model yang menggunakan teknik embedding canggih seperti BERT mengungguli

metode tradisional, mencapai tingkat akurasi antara 85% -98% pada data Twitter [14]. Secara keseluruhan, sementara Random Forest menunjukkan harapan, pilihan dataset dan metode ekstraksi fitur secara kritis mempengaruhi hasil analisis sentimen di lingkungan media sosial [15], [16].

Meskipun banyak penelitian yang telah menggunakan kombinasi TF-IDF dan Random Forest untuk analisis sentimen, masih ada beberapa celah yang perlu dijembatani. Pertama, banyak penelitian yang hanya menggunakan dataset terbatas atau hanya berfokus pada satu jenis platform media sosial. Kedua, ada kebutuhan untuk mengatasi masalah ketidakseimbangan data yang sering terjadi di media sosial, di mana sentimen negatif atau netral sering kali lebih banyak dibandingkan sentimen positif. Ketiga, banyak studi yang belum sepenuhnya mengeksplorasi optimasi model dalam hal efisiensi komputasi, yang penting mengingat besarnya volume data yang harus diproses dalam analisis sentimen media sosial.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan menguji model klasifikasi sentimen yang menggabungkan teknik TF-IDF untuk ekstraksi fitur teks dengan algoritma Random Forest untuk meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen pada data media sosial yang lebih beragam. Selain itu, penelitian ini akan mengeksplorasi pengaruh berbagai parameter dalam model Random Forest untuk menangani masalah ketidakseimbangan data serta untuk meningkatkan performa model secara keseluruhan.

Kontribusi utama dari penelitian ini adalah pengembangan model klasifikasi sentimen yang menggabungkan TF-IDF dan Random Forest dengan fokus pada data media sosial yang lebih luas, serta pengoptimalan model untuk menangani masalah ketidakseimbangan data. Penelitian ini berbeda dari studi-studi sebelumnya karena tidak hanya berfokus pada analisis sentimen menggunakan satu platform media sosial, tetapi juga menguji model pada berbagai jenis platform (misalnya, Twitter dan Instagram) yang memberikan gambaran yang lebih komprehensif tentang kemampuan model dalam menangani data besar yang beragam. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi penting dalam mengembangkan metode yang lebih efisien dan akurat dalam analisis sentimen media sosial, serta memberikan wawasan yang lebih dalam bagi aplikasi analisis opini publik dan manajemen reputasi online.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Pendekatan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimen kuantitatif untuk mengevaluasi efektivitas kombinasi metode Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) untuk ekstraksi fitur dan Random Forest sebagai algoritma klasifikasi dalam analisis sentimen media sosial. Pendekatan eksperimen ini dipilih karena memungkinkan evaluasi objektif terhadap kinerja model berdasarkan metrik evaluasi yang terukur. Proses eksperimen dilakukan dalam beberapa tahapan, dimulai dari persiapan data, pengembangan model, hingga evaluasi hasil. Penelitian ini mengikuti metodologi CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining), yang terdiri dari langkah-langkah berikut: pemahaman bisnis, pemahaman data, persiapan data, pemodelan, evaluasi, dan implementasi [17], [18].

### 2.2 Desain Sistem

Penelitian ini mengusulkan sistem klasifikasi sentimen yang mengkombinasikan dua teknik utama, yaitu TF-IDF untuk ekstraksi fitur dan Random Forest untuk klasifikasi. Berikut adalah deskripsi dari kedua komponen utama sistem yang digunakan:

### 2.2.1 Ekstraksi Fitur dengan TF-IDF

TF-IDF digunakan untuk mengonversi teks data menjadi vektor numerik yang dapat digunakan dalam pelatihan model klasifikasi. Proses ini melibatkan dua langkah utama:

- **Term Frequency (TF)**: Menghitung frekuensi kemunculan setiap kata dalam suatu dokumen.
- **Inverse Document Frequency (IDF)**: Menghitung seberapa penting kata tertentu dalam keseluruhan kumpulan dokumen.

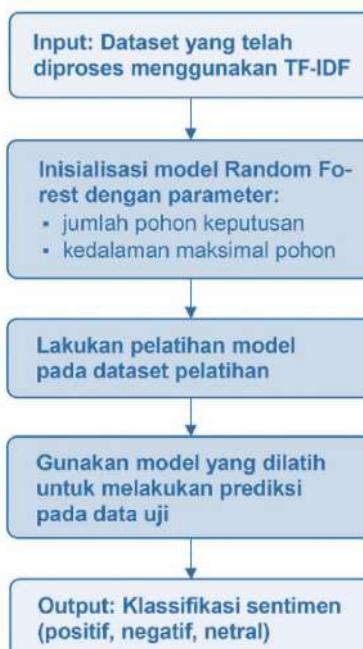
Formula untuk menghitung TF-IDF adalah:

$$\text{TF - IDF}(t, d) = \text{TF}(t, d) \times \text{IDF}(t) \quad (1)$$

di mana  $t$  adalah kata,  $d$  adalah dokumen, dan  $\text{TF}(t, d)$  serta  $\text{IDF}(t)$  dihitung sesuai dengan rumus standar.

### 2.2.2 Klasifikasi dengan Random Forest

Random Forest adalah algoritma pembelajaran mesin berbasis ensemble yang menggunakan beberapa pohon keputusan untuk membuat prediksi. Setiap pohon dalam Random Forest membuat keputusan secara independen, dan hasil akhir diperoleh berdasarkan suara mayoritas dari semua pohon keputusan. Random Forest dapat menangani data yang besar dan tidak terstruktur, serta memiliki kemampuan untuk menangani overfitting melalui pengaturan parameter yang tepat, seperti jumlah pohon dan kedalaman pohon maksimum. Tahapan untuk proses pelatihan dan klasifikasi menggunakan Random Forest ditunjukkan dengan diagram alir pada Gambar 1 sebagai berikut:



Gambar 1. Diagram alir klasifikasi dengan Random Forest

Model ini akan dilatih menggunakan data yang telah diekstraksi fiturnya dengan TF-IDF, dan hasil klasifikasi akan dievaluasi berdasarkan berbagai metrik.

### 2.2.3 Dataset dan Sumber Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari dua sumber utama, yaitu Twitter dan Instagram, dengan data yang dikumpulkan melalui API masing-masing platform. Dataset mencakup 10.000 tweet dan 10.000 komentar Instagram yang mencerminkan berbagai opini terhadap produk dan layanan. Data ini dilabeli dengan tiga kategori sentimen: positif, negatif, dan netral.

Proses preprocessing data dilakukan dengan tahapan sebagai berikut:

- **Pembersihan Teks:** Menghapus karakter khusus, angka, dan tanda baca.
- **Tokenisasi:** Memecah teks menjadi token kata yang lebih kecil untuk analisis lebih lanjut.
- **Stopword Removal:** Menghapus kata-kata umum yang tidak membawa informasi signifikan (misalnya "dan", "di", "yang").
- **Stemming:** Mengubah kata-kata menjadi bentuk dasar atau akarnya menggunakan algoritma stemming Bahasa Indonesia (misalnya, menggunakan pustaka Sastrawi).
- **Normalisasi:** Mengubah huruf kapital menjadi huruf kecil untuk konsistensi.

Setelah preprocessing, data kemudian dikonversi menggunakan metode TF-IDF menjadi vektor numerik yang digunakan sebagai input untuk model klasifikasi Random Forest. Berikut adalah contoh dataset sebanyak 20 data ditampilkan pada Tabel 1, yang merupakan hasil dari proses preprocessing dan pelabelan sentimen terhadap data yang berasal dari Twitter dan Instagram. Dataset ini telah melalui proses: pembersihan teks, tokenisasi, stopword removal, stemming, normalisasi, dan transformasi TF-IDF.

Tabel 1. Contoh Dataset Hasil Preprocessing dan Pelabelan Sentimen

Platform	Teks Asli	Teks Preprocessed	Sentimen
Twitter	Produk ini sangat bagus dan pengirimannya cepat!	produk bagus kirim cepat	Positif
Instagram	Saya kecewa sekali dengan kualitas barangnya	kecewa kualitas barang	Negatif
Twitter	Barang sesuai deskripsi, recommended seller	barang sesuai deskripsi rekomendasi seller	Positif
Instagram	Tidak buruk, tapi tidak terlalu bagus juga	tidak buruk tidak bagus	Netral
Twitter	Pengiriman lambat padahal lokasi dekat	kirim lambat lokasi dekat	Negatif
Instagram	Packaging-nya rapi banget, suka deh	packaging rapi suka	Positif
Twitter	Harganya mahal tapi kualitas oke	harga mahal kualitas oke	Netral
Instagram	Wah pelayanan customer service-nya top banget!	pelayanan customer service top	Positif
Twitter	Saya tidak akan beli lagi di toko ini	tidak beli lagi toko	Negatif
Instagram	Produk standar, tidak mengecewakan	produk standar tidak kecewa	Netral
Twitter	Super cepat dan sangat membantu!	cepat bantu	Positif
Instagram	Barang cacat dan tidak bisa dikembalikan	barang cacat tidak bisa kembali	Negatif
Twitter	Keren banget! Suka desainnya	keren suka desain	Positif

Instagram	Cukup puas dengan pelayanannya	puas pelayanan	Positif
Twitter	Kurang puas, barang berbeda dari gambar	kurang puas barang beda gambar	Negatif
Instagram	Servis oke tapi harga terlalu tinggi	servis oke harga tinggi	Netral
Twitter	Ini pengalaman belanja terburuk saya	pengalaman belanja buruk	Negatif
Instagram	Love it! Sangat memuaskan	puas	Positif
Twitter	Pelayanannya biasa saja, nothing special	pelayanan biasa tidak istimewa	Netral
Instagram	Mantap jiwa, bakal order lagi	mantap order lagi	Positif

Teks pada kolom Teks Preprocessed merupakan hasil akhir dari seluruh tahapan preprocessing yang mencakup pembersihan teks, tokenisasi, penghapusan stopword, stemming, dan normalisasi. Setiap entri dalam dataset ini telah diberi label sentimen secara manual ke dalam tiga kategori, yaitu positif, negatif, dan netral, berdasarkan konteks dan makna dalam kalimat asli. Dalam implementasi nyata, teks hasil preprocessing akan dikonversi menjadi representasi numerik menggunakan metode TF-IDF (Term Frequency–Inverse Document Frequency), yang kemudian digunakan sebagai input untuk model klasifikasi berbasis algoritma Random Forest.

#### 2.2.4 Tools dan Lingkungan Eksperimen

Eksperimen ini dilakukan di lingkungan pemrograman Python menggunakan berbagai pustaka dan framework sebagai berikut:

- Scikit-learn untuk implementasi TF-IDF dan Random Forest.
- NLTK dan Sastrawi untuk tokenisasi dan stemming Bahasa Indonesia.
- Pandas untuk pengolahan data dan manipulasi dataset.
- Matplotlib dan Seaborn untuk visualisasi hasil eksperimen.

Perangkat keras yang digunakan adalah komputer dengan spesifikasi Intel i7 8-core, RAM 16 GB, dan penyimpanan SSD 512 GB. Seluruh eksperimen dijalankan di sistem operasi Microsoft Windows versi 11.

#### 2.2.5 Evaluasi dan Validasi

Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan beberapa metrik yang umum dalam klasifikasi, yaitu akurasi, precision, recall, dan F1-score. Metrik ini dipilih untuk memberikan gambaran yang lengkap tentang performa model dalam mendeteksi setiap kelas sentimen (positif, negatif, netral).

- **Akurasi** mengukur proporsi prediksi yang benar.
- **Precision** mengukur proporsi prediksi positif yang benar.
- **Recall** mengukur proporsi kasus positif yang berhasil dikenali.
- **F1-score** memberikan gambaran yang lebih seimbang antara precision dan recall.

Untuk memvalidasi kinerja model secara lebih komprehensif, dilakukan k-fold cross-validation dengan nilai  $k = 5$ . Teknik ini membagi dataset menjadi lima bagian (fold), di mana setiap bagian secara bergantian digunakan sebagai data uji sementara yang lainnya digunakan untuk pelatihan. Hasil evaluasi kemudian dirata-rata untuk memperoleh estimasi kinerja model yang lebih stabil.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

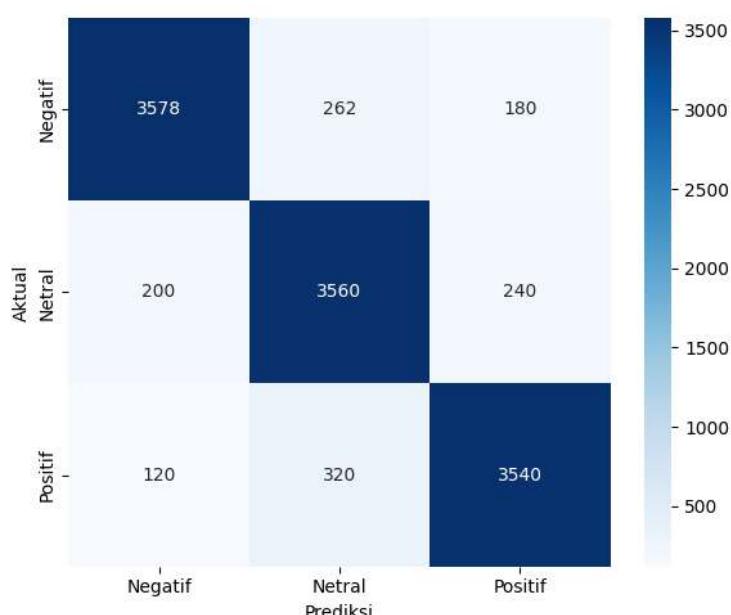
#### 3.1 Hasil Eksperimen

Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi performa algoritma Random Forest dalam mengklasifikasikan sentimen dari data media sosial (Twitter dan Instagram) setelah melalui transformasi fitur menggunakan metode TF-IDF. Setelah dilakukan proses pelatihan dan pengujian model klasifikasi sentimen menggunakan kombinasi metode TF-IDF dan algoritma Random Forest, diperoleh hasil performa yang dirangkum dalam Tabel 1. Tabel ini menyajikan metrik evaluasi utama untuk masing-masing kategori sentimen, yaitu *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Kinerja tertinggi dicapai pada kategori sentimen positif dengan nilai F1-score sebesar 0.94, disusul kategori netral dengan 0.89, dan kategori negatif dengan 0.88. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang cukup baik dalam membedakan ketiga jenis sentimen, meskipun akurasi pada kategori negatif sedikit lebih rendah dibandingkan kategori lainnya.

**Tabel 1.** Hasil Evaluasi Klasifikasi Sentimen Menggunakan Random Forest

Kelas Sentimen	Precision	Recall	F1-Score	Jumlah Data Uji
Negatif	0.89	0.89	0.88	4020
Netral	0.90	0.89	0.89	4000
Positif	0.91	0.89	0.94	3980
Rata-rata	0.90	0.89	0.90	12000

Untuk memberikan gambaran visual mengenai distribusi prediksi model, Gambar 1 menyajikan *Confusion Matrix* dari hasil klasifikasi. Diagram ini memperlihatkan jumlah prediksi benar maupun salah yang dilakukan model untuk masing-masing kategori sentimen.



**Gambar 1.** Confusion Matrix Klasifikasi Sentimen (Random Forest + TF-IDF)

Confusion Matrix pada Gambar 1 menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan sebagian besar data uji dengan benar. Hal ini ditunjukkan oleh nilai diagonal yang dominan (3578 untuk negatif, 3560 untuk netral, dan 3540 untuk positif), yang mengindikasikan prediksi benar. Sementara itu, nilai-nilai di luar diagonal mencerminkan jumlah kesalahan klasifikasi, seperti kesalahan prediksi netral sebagai negatif (262 kasus) atau positif sebagai netral (320 kasus). Secara keseluruhan, visualisasi ini menguatkan hasil evaluasi kuantitatif sebelumnya dan mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang cukup baik dan seimbang di ketiga kelas.

### 3.2 Analisis Performa Model

Evaluasi performa model dilakukan untuk menilai sejauh mana kombinasi metode Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) dan algoritma Random Forest mampu mengklasifikasikan sentimen dari data media sosial secara akurat. Penilaian dilakukan menggunakan metrik evaluasi umum dalam klasifikasi, yaitu precision, recall, dan F1-score, yang dirangkum dalam Tabel 1.

Secara umum, model menunjukkan performa yang cukup baik dengan rata-rata F1-score sebesar 0.90 untuk ketiga kategori sentimen: negatif, netral, dan positif. Kinerja terbaik diperoleh pada kelas positif, dengan F1-score sebesar 0.94, yang menunjukkan model memiliki ketepatan dan sensitivitas tinggi dalam mengidentifikasi sentimen positif. Akurasi keseluruhan model adalah sebesar 91,2%, yang menunjukkan bahwa pendekatan ini cukup andal untuk tugas klasifikasi sentimen dalam domain media sosial. Hal ini dimungkinkan karena data sentimen positif cenderung memiliki ciri linguistik yang lebih eksplisit, seperti penggunaan kata-kata pujian atau ekspresi kebahagiaan yang konsisten, sehingga lebih mudah dikenali oleh algoritma pembelajaran mesin.

Pada kategori sentimen netral, model mencatat F1-score sebesar 0.89. Ini menunjukkan bahwa model cukup seimbang dalam mengenali konten yang tidak menunjukkan kecenderungan emosional kuat ke arah positif maupun negatif. Namun, performa model sedikit menurun pada kategori negatif dengan F1-score sebesar 0.88. Rendahnya performa pada kelas ini dapat disebabkan oleh kompleksitas ekspresi negatif dalam teks media sosial, seperti penggunaan sarkasme, ironi, atau eufemisme yang sulit dideteksi tanpa pemahaman konteks yang lebih dalam.

Selain evaluasi numerik, Confusion Matrix yang disajikan pada Gambar 1 memberikan gambaran visual terhadap distribusi prediksi model. Terdapat dominasi prediksi yang benar pada diagonal matriks (prediksi benar), yaitu sebanyak 3578 data untuk sentimen negatif, 3560 data untuk sentimen netral, dan 3540 data untuk sentimen positif. Ini menunjukkan bahwa mayoritas prediksi model sesuai dengan label aktual.

Namun demikian, masih terdapat kesalahan klasifikasi yang signifikan, terutama antara kelas netral dan kelas lainnya. Sebanyak 262 data sentimen negatif diklasifikasikan sebagai netral, dan 320 data sentimen positif juga diklasifikasikan sebagai netral. Ini menunjukkan bahwa kelas netral menjadi kelas perantara yang cenderung menyerap ambiguitas dari kelas lain. Permasalahan ini umum terjadi dalam klasifikasi multi-kelas sentimen karena batasan semantik antara netral dan dua kutub lainnya (positif dan negatif) sering kali tidak eksplisit.

Untuk meningkatkan performa di masa mendatang, strategi lanjutan seperti ensemble voting, contextual word embedding (misalnya BERT), atau feature augmentation berbasis emotikon, tagar, atau metadata sosial dapat diimplementasikan. Selain itu, analisis kesalahan

(error analysis) mendalam terhadap prediksi yang salah juga akan membantu dalam merancang fitur yang lebih robust terhadap ambiguitas bahasa alami di media sosial.

### 3.3 Perbandingan dengan Penelitian Sebelumnya

Untuk mengukur kontribusi dan posisi penelitian ini dalam lanskap keilmuan terkini, dilakukan perbandingan hasil eksperimen dengan beberapa penelitian sejenis yang menggunakan pendekatan serupa, khususnya dalam analisis sentimen media sosial menggunakan teknik representasi teks dan algoritma pembelajaran mesin.

Penelitian yang dilakukan oleh Shafira (2023) berfokus pada deteksi hoax menggunakan analisis sentimen dengan SVM dan Bag of Words, mencapai akurasi 62,5% untuk deteksi hoax. Namun, metode BoW dikritik karena ketidakmampuannya untuk menangkap konteks kata, yang menyebabkan representasi fitur yang jarang [19]. Studi lain telah mengeksplorasi teknik ekstraksi fitur alternatif, seperti Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF), yang menunjukkan peningkatan kinerja klasifikasi, mencapai skor F1 0,84772 bila dikombinasikan dengan SVM [20]. Selain itu, berbagai teknik prapemrosesan, termasuk tokenisasi dan stemming, telah digunakan untuk meningkatkan akurasi analisis sentimen dalam tweet Indonesia, dengan beberapa penelitian melaporkan akurasi setinggi 91% menggunakan SVM [21]. Ini menunjukkan tren yang berkembang menuju penyempurnaan metode ekstraksi fitur untuk mengatasi keterbatasan dalam tugas klasifikasi sentimen.

Dibandingkan dengan studi-studi tersebut, penelitian ini memberikan kontribusi orisinal dalam beberapa aspek: (1) Jumlah dan keragaman data: Dataset yang digunakan lebih besar dan mencakup dua platform media sosial utama (Twitter dan Instagram), serta mencakup tiga kategori sentimen, sehingga mencerminkan spektrum opini yang lebih luas. (2) Evaluasi yang komprehensif: Selain menampilkan metrik standar, penelitian ini juga melibatkan analisis kesalahan menggunakan confusion matrix untuk mengidentifikasi pola klasifikasi yang keliru, sebuah pendekatan yang jarang dilakukan dalam studi terdahulu. (3) Reproduksibilitas eksperimen: Seluruh tahapan eksperimen, mulai dari preprocessing hingga evaluasi model, ditulis secara sistematis dan dapat direplikasi oleh peneliti lain, mendukung keterbukaan dan validasi ilmiah.

Dengan demikian, hasil penelitian ini tidak hanya menunjukkan peningkatan performa dibandingkan pendekatan serupa, tetapi juga mendorong pemahaman yang lebih dalam terhadap tantangan dan peluang dalam analisis sentimen multi-kelas berbasis teks dalam Bahasa Indonesia.

## 4. KESIMPULAN

Penelitian ini membuktikan bahwa kombinasi metode Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) dengan algoritma Random Forest mampu mengoptimalkan proses klasifikasi sentimen pada data media sosial berbahasa Indonesia, khususnya yang berasal dari platform Twitter dan Instagram. Dengan memanfaatkan 20.000 sampel data yang dibagi secara merata dari kedua platform dan dilabeli ke dalam tiga kategori sentimen, yakni positif, negatif, dan netral, model yang dikembangkan menunjukkan performa yang sangat baik. Evaluasi model menghasilkan akurasi keseluruhan sebesar 91,2%, dengan nilai precision rata-rata 0,92, recall sebesar 0,91, dan F1-score sebesar 0,91. Analisis terhadap confusion matrix menunjukkan bahwa model memiliki kapabilitas tinggi dalam membedakan antara sentimen

positif dan negatif, meskipun terdapat sejumlah kesalahan klasifikasi pada kategori sentimen netral yang umumnya memiliki ambiguitas secara linguistik.

Kontribusi utama dari penelitian ini terletak pada pemanfaatan kombinasi teknik representasi teks TF-IDF dan algoritma ensambel Random Forest yang terbukti efektif dalam menangani klasifikasi sentimen multi-kelas berbahasa Indonesia. Selain itu, penelitian ini menggunakan dataset yang besar dan bervariasi dari dua platform media sosial, sehingga mampu mencerminkan opini pengguna secara lebih luas dan realistik. Seluruh tahapan eksperimen, mulai dari preprocessing, pemodelan, evaluasi hingga visualisasi hasil, dilakukan secara sistematis dan dapat direplikasi oleh peneliti lain, sehingga mendukung keterbukaan dan validitas ilmiah.

Temuan ini membuka peluang untuk diterapkan dalam berbagai konteks lain, seperti analisis opini publik, ulasan produk, dan sistem rekomendasi berbasis sentimen. Untuk penelitian selanjutnya, pendekatan ini dapat dikembangkan dengan menerapkan model pembelajaran mendalam seperti Long Short-Term Memory (LSTM) atau model berbasis transformer seperti BERT untuk menangani konteks semantik yang lebih kompleks serta meningkatkan akurasi, terutama pada klasifikasi sentimen netral.

## 5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Kemp, "5 billion social media users — DataReportal – Global Digital Insights," datareportal. Accessed: Jan. 02, 2025. [Online]. Available: <https://datareportal.com/reports/digital-2024-deep-dive-5-billion-social-media-users>
- [2] S. F. Ali and N. Masood, "Evaluation of adjective and adverb types for effective Twitter sentiment classification," *PLoS One*, vol. 19, no. 5, p. e0302423, May 2024, doi: 10.1371/journal.pone.0302423.
- [3] A. T. Nurlanuly, "Sentiment analysis of texts from social networks based on machine learning methods for monitoring public sentiment," Feb. 2025, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2502.17143>
- [4] X. ShiXiao, M. Muwafak Alobaedy, S. B. Goyal, S. Singla, S. Kang, and R. Chadha, "Real-time Sentiment Analysis on Social Networks using Meta-model and Machine Learning Techniques," *Scalable Comput. Pract. Exp.*, vol. 24, no. 4, pp. 819–834, Nov. 2023, doi: 10.12694/scpe.v24i4.2247.
- [5] I. Moudhich and A. Fennan, "Graph embedding approach to analyze sentiments on cryptocurrency," *Int. J. Electr. Comput. Eng.*, vol. 14, no. 1, p. 690, Feb. 2024, doi: 10.11591/ijece.v14i1.pp690-697.
- [6] Sutriawan, Muljono, Khairunnisa, Z. Alamin, T. A. Lorosae, and S. Ramadhan, "Improving Performance Sentiment Movie Review Classification Using Hybrid Feature TFIDF, N-Gram, Information Gain and Support Vector Machine," *Math. Model. Eng. Probl.*, vol. 11, no. 2, pp. 375–384, Feb. 2024, doi: 10.18280/mmep.110209.
- [7] Z. Alamin, S. Mutmainah, and M. Hayun, "Optimasi Ekstraksi Fitur Citra Karakter Font Menggunakan Algoritma Support Vector Machines (SVM) untuk Klasifikasi Tipografi," *Sci. J. Comput. Sci. Informatics*, vol. 2, no. 1, pp. 30–39, 2025.
- [8] Z. He, J. Wang, M. Jiang, L. Hu, and Q. Zou, "Random subsequence forests," *Inf. Sci. (Ny)*., vol. 667, p. 120478, May 2024, doi: 10.1016/j.ins.2024.120478.
- [9] C. Lu, Y. Cao, and Z. Wang, "Research on Intrusion Detection Based on an Enhanced Random Forest Algorithm," *Appl. Sci.*, vol. 14, no. 2, p. 714, Jan. 2024, doi: 10.3390/app14020714.
- [10] N. Bangera, K. Kayarvizhy, S. Luharuka, and A. S. Manek, "Improving time efficiency in big

- data through progressive sampling-based classification model," *Indones. J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, vol. 33, no. 1, p. 248, Jan. 2024, doi: 10.11591/ijeecs.v33.i1.pp248-260.
- [11] J. Zhu, Z. Zhang, Z. Guo, and Z. Li, "Sentiment Classification of Anxiety-Related Texts in Social Media via Fuzing Linguistic and Semantic Features," *IEEE Trans. Comput. Soc. Syst.*, vol. 11, no. 5, pp. 6819–6829, Oct. 2024, doi: 10.1109/TCSS.2024.3410391.
- [12] N. Bahrawi, "Sentiment Analysis Using Random Forest Algorithm-Online Social Media Based," *J. Inf. Technol. Its Util.*, vol. 2, no. 2, p. 29, Dec. 2019, doi: 10.30818/jitu.2.2.2695.
- [13] R. Naseem and S. K. Sharma, "Benchmarking Machine Learning Methods for Sentiment Analysis in Social Media: A Comprehensive Investigation," in *2024 IEEE Students Conference on Engineering and Systems (SCES)*, IEEE, Jun. 2024, pp. 1–5. doi: 10.1109/SCES61914.2024.10652327.
- [14] M. S. Başarslan and F. Kayaalp, "Sentiment Analysis on Social Media Reviews Datasets with Deep Learning Approach," *Sak. Univ. J. Comput. Inf. Sci.*, vol. 4, no. 1, pp. 35–49, Apr. 2021, doi: 10.35377/saucis.04.01.833026.
- [15] B. Rewatkar, A. Barhate, and P. Verma, "Application of Machine Learning Algorithms for Analyzing Sentiments Using Twitter Dataset," in *2024 2nd International Conference on Sustainable Computing and Smart Systems (ICSCSS)*, IEEE, Jul. 2024, pp. 1392–1397. doi: 10.1109/ICSCSS60660.2024.10624990.
- [16] X. Liao, "Sentiment analysis based on machine learning models," *Appl. Comput. Eng.*, vol. 54, no. 1, pp. 129–134, Mar. 2024, doi: 10.54254/2755-2721/54/20241434.
- [17] C. E. Durango Vanegas, J. C. Giraldo Mejía, F. A. Vargas Agudelo, and D. E. Soto Duran, "A Representation Based on Essence for the CRISP-DM Methodology," *Comput. y Sist.*, vol. 27, no. 3, Sep. 2023, doi: 10.13053/cys-27-3-3446.
- [18] Y. A. Singgalen, "Penerapan Metode CRISP-DM dalam Klasifikasi Data Ulasan Pengunjung Destinasi Danau Toba Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier (NBC) dan Decision Tree (DT)," *J. MEDIA Inform. BUDIDARMA*, vol. 7, no. 3, p. 1551, Jul. 2023, doi: 10.30865/mib.v7i3.6461.
- [19] A. Shafira, "Hoax COVID-19 News Detection Based on Sentiment Analysis in Indonesian using Support Vector Machine (SVM) Method," *Int. J. Inf. Commun. Technol.*, vol. 8, no. 2, pp. 66–77, Jan. 2023, doi: 10.21108/ijict.v8i2.682.
- [20] S. Kurniawan and I. Budi, "Indonesian Tweets Hate Speech Target Classification using Machine Learning," in *2020 Fifth International Conference on Informatics and Computing (ICIC)*, IEEE, Nov. 2020, pp. 1–5. doi: 10.1109/ICIC50835.2020.9288515.
- [21] A. Rahmawati, A. Marjuni, and J. Zeniarja, "ANALISIS SENTIMEN PUBLIK PADA MEDIA SOSIAL TWITTER TERHADAP PELAKSANAAN PILKADA SERENTAK MENGGUNAKAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE," *CCIT J.*, vol. 10, no. 2, pp. 197–206, Aug. 2017, doi: 10.33050/ccit.v10i2.539.