Jurnal Accounting Information System (AIMS)



Volume 8 No. 1 | Maret 2025 : 76-89 DOI: 10.32627

https://jurnal.masoemuniversity.ac.id/index.php/aims

p-ISSN: 2615-7381 e-ISSN: 2621-7279

Analisis Sentimen Performa Timnas Sepak Bola Indonesia pada Kolom Komentar Aplikasi TikTok Menggunakan Algoritma Machine Learning

Irma Apryani¹, Ahmad Fauzi², Dwi S. Kusumaningrum³, Hanny H. Handayani⁴

1,2,3,4</sup>Teknik Informatika, Universitas Buana Perjuangan Karawang, Indonesia

if20.irmaapryani@mhs.ubpkarawang.ac.id

Info Artikel

Sejarah artikel: Diterima Januari 2025 Direvisi Maret 2025 Disetujui Maret 2025 Diterbitkan Maret 2025

ABSTRACT

Sentiment analysis of the performance of the Indonesian National Football Team in the comment section of the TikTok application using machine learning algorithms is the main focus of this research. With the increasing popularity of football in Indonesia and the numerous comments posted by users on the TikTok app, this research aims to evaluate public opinion on the national team's performance through sentiment analysis. Data was collected from the comment section related to the World Cup qualifying matches, with a total of 1,143 data points divided into 798 training data and 342 testing data. The methods used include preprocessing, TF-IDF weighting, and classification using KNN, SVM, and RF. The analysis results show that the Random Forest model achieved the highest accuracy of 97.30%, followed by KNN with an accuracy of 94.30%, while SVM showed the lowest accuracy of 58.77%. The analysis indicate that the Random Forest method is the most effective for sentiment analysis in this context. Results of this study to serve as an important reference in the development and improvement of the national team's performance strategies based on public opinion analysis.

Keywords : Indonesian National Team; Machine Learning; Random Forest; Sentiment Analysis; TikTok.

ABSTRAK

Analisis sentimen terhadap performa Timnas Sepak Bola Indonesia pada kolom komentar aplikasi *TikTok* menggunakan algoritma *machine learning* menjadi fokus utama penelitian ini. Dengan meningkatnya popularitas sepak bola di Indonesia serta banyaknya komentar yang diunggah oleh pengguna di Aplikasi *TikTok*, penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi opini publik terhadap kinerja timnas melalui analisis sentimen. Data dikumpulkan dari kolom komentar terkait pertandingan kualifikasi Piala Dunia dengan total 1.143 data dengan data *training* 798 data dan data *testing* 342 data. Metode yang digunakan mencakup *preprocessing*, pembobotan TF-IDF, dan klasifikasi menggunakan KNN, SVM, dan RF. Hasil analisis menunjukkan bahwa model RF menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 97.30% kemudian KNN dengan akurasi 94.30% sedangkan SVM menunjukkan akurasi terendah sebesar 58.77%. Analisis menggunakan metode Random Forest merupakan metode yang paling efektif untuk analisis sentimen dalam konteks ini. Hasil penelitian ini menjadi referensi penting dalam pengembangan dan perbaikan strategi performa timnas berdasarkan analisis opini publik.

Kata Kunci: Analisis Sentimen; Machine Learning; Timnas Indonesia; TikTok; Random Forest.

PENDAHULUAN

Sepak bola termasuk olahraga yang cukup populer di Indonesia. Persatuan Sepak Bola Seluruh Indonesia (PSSI), organisasi yang bertanggung jawab atas

representasi Tim Nasional (Timnas) Indonesia dalam kompetisi Internasional. Timnas Indonesia secara rutin berpartisipasi dalam berbagai liga tingkat regional maupun internasional dengan harapan meraih tiket ke Piala Dunia. Asosiasi Sepak Bola Asia atau *Asian Football Confederation* (AFC) berdiri pada tanggal 8 Mei 1954, kompetisi yang diselenggarakan setiap empat tahun sekali, AFC memiliki 47 negara anggota. Piala Asia 2024 diikuti oleh 24 negara yang lolos dari babak kualifikasi. Timnas U-23 berhasil meraih prestasi yang luar biasa, lolos melajuke babak 16 besar Piala AFC 2024. Para pecinta sepak bola dengan bangga menyuarakan apresiasi terhadap pencapaian Timnas sepak bola Indonesia, mereka mengunggah cuplikan video hasil pertandingan Timnas Indonesia melalui media sosial TikTok[1].

Aplikasi TikTok berdiri pada tahun 2016 oleh Zhang Yiminy berasal dari China. Tahun 2021 TikTok memiliki 99,1 juta pengguna di Indonesia. Pengguna *TikTok* di Indonesia mayoritas berusia antara 18 hingga 24 tahun, dengan rasio pengguna perempuan 68% dan laki-laki 32%[2]. Aplikasi ini dapat membuat video dengan durasi 60 detik dan terdapat fitur seperti filter, suara, efek, dan stiker. Aplikasi *TikTok* menjadi salah satu media yang banyak digunakan untuk berbagi informasi, menyampaikan pendapat, dan interaksi secara online[3]. Para pecinta sepak bola dengan antusias mengunggah cuplikan video pertandingan Timnas Indonesia yang berhasil melaju ke babak 16 besar Piala AFC. Aksi tersebut memicu tanggapan dari berbagai kalangan, mulaidari dukungan penuh hingga kritik tajam terhadap performa pemain Timnas Indonesia. Penyampaian opini disampaikan melalui kolom komentar tiktok, opini tersebut menjadi sebuah data kemudian diklasifikasi apakah data tersebut termasuk sentimen positif, negatif ataupun netral. Dalam situasi demikian, diperlukan analisis sentimen untuk memahami dan mengklasifikasikan berbagai opini yang diungkapkan oleh pengguna TikTok[4].

Analisis sentimen digunakan untuk mengetahui tanggapan masyarakat terhadap performa Timnas, baik berupa penilaian positif setelah kemenangan, negatif setelah kekalahan, ataupun netral. Diantara komentar publik, terdapat potensi untuk menemukan kritik membangun yang dapat dijadikan bahan evaluasi oleh tim dan staff pelatih. Dengan memahami kritik dan harapan masyarakat melalui analisis sentimen, Timnas dapat melakukan perbaikan strategi dan meningkatkan performa, sehingga peluang untuk melaju ke kualifikasi Piala Dunia menjadi lebih besar.

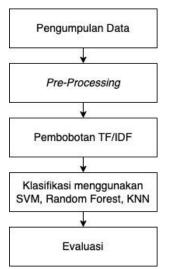
Pada penelitian yang sudah dilakukan mengenai analisis sentimen oleh Irma Putri Rahayu, mengenai Penggunaan Naïve Bayes Dan Support Vector Machine Untuk Analisis Sentimen Terhadap Kampus Merdeka, dengan 1.118 data dengan 618 data merupakan sentimen positif dan 500 data sentimen negatif. Menghasilkan nilai akurasi sebesar 86% untuk algoritma NaïveBayes dan 93% untuk algoritma Support Vector Machine [5]. Penelitian oleh Yusuf Khoiruddin, "Analisis Sentimen Gojek Indonesia Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine Pada Twitter", algoritma Naïve Bayes dengan akurasi 91%, algoritma SVM menghasilkan akurasi 99% dengan menggunakan 1.500 data. "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Tiktok Menggunakan Metode SVM Dan Asosiasi Pada Google Play, mengambil ulasan aplikasi TikTok di Google Play Store dengan jumlah 3.200 data, memperoleh akurasi 90.62% dengan perbandingan data latih dan data uji sebesar 80:20[6]. Penelitian yang dilakukan oleh Okta Ihza Gifari yang berjudul Analisis Sentimen Review Film

Menggunakan TF-IDF dan Support Vector Machine, mendapatkan nilai akurasi 85%[7]. Kemudian penelitian Andri Saputra "Analisis Sentimen Pengguna Twitter Mengenai Piala Dunia FIFA 2022 Menggunakan Perbandingan Metode Naïve Bayes Classifier Dan Support Vector Machine" menghasilkan akurasi 85% untuk metode SVM, dan 82% untuk metode NBC[8].

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, algoritma SVM menghasilkan nilai akurasi cukup tinggi. Penulis melakukan analisis sentimen dengan menerapkan metode KNN, SVM, RF dan pembobotan TF-IDF, dibagi menjadi sentimen positif, negatif, dan netral. Tujuan penelitian ini diharapkan dapat mengetahui hasil analisis sentimen pada kelas positif, negatif ataupun netral, serta menjadi evaluasi untuk meningkatkan performa pemain Timnas sepak bola Indonesia[9].

METODE

Panelitian ini terdiri dari beberapa tahapan, pengumpulan data, *pre-processing*, pembobotan TF-IDF, Klasifikasi menggunakan algoritma KNN, SVM, dan RF, kemudian evaluasi model. Diagram alur penelitian pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

Berdasarkan gambar diatas dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data, diambil dari kolom komentar *TikTok* mengenai Timnas Sepak Bola Indonesia pada Kualifikasi Piala Dunia Putaran kedua melawan Vietnam tanggal 26 Maret 2024 dengan skor 3-0, melawan Tanzania tanggal 02 Juni 2024 dengan skor 0-0, melawan Irak tanggal 06 Juni 2024 dengan skor 0-2, melawan Filipina tanggal 11 juni 2024 dengan skor 2-0. Serta Kualifikasi Piala Dunia Putaran ketiga melawan Arab Saudi pada tanggal 06 September 2024 dengan skor 1-1, kemudian melawan Australia pada tanggal 10 September 2024 dengan skor 0-0.

2. Pre-Processing

Pre-processing tahap pengolahan data yang tidak terstruktur menjadi terstruktur dan siapdigunakan untuk merancang model sentimen analisis[10].

Pada tahapan ini dilakukan *Cleaning, Case Folding, Tokenizing, Stemming, Labelling.* Proses ini berperan penting untuk analisis sentimen, dan bertujuan mempermudah pengklasifikasian data[11].

a. Cleaning

Proses menghilangkan tanda baca seperti kurung buka, kurung kutup, titik, titik koma, koma, garis miring, tanda tanya, tanda seru, kutip, kutip dua.

b. Case Folding

Proses mengubah huruf besar menjadi kecil, bertujuan agar tidak ada kata yang memiliki makna berbeda meskipun huruf awal menggunakan kapital dan membuat kata menjadi seragam[12].

c. Tokenizing

Proses pemisah kata dalam suatu kalimat, bertujuan untuk mengurangi kalimat, berdasarkan kata yang disusun oleh kalimat tersebut.

d. Stemming

Proses menyederhanakan kata dalam suatu data menjadi kata dasar, bertujuan untuk mengurangi kata *infleksional* atau perubahan bentuk kata tanpa merubah arti dari kata tersebut[12].

e. Labelling

Proses pemberian label untuk mengidentifikasikan polaritas sentimen yang dikandungnya, proses ini bertujuan untuk mengetahui apakah data tersebut bersifat positif, negatif, atau netral.

3. TF-IDF

TF-IDF merupakan pembobotan sebuah katadan dokumen yang didapat dari komentar aplikasi *TikTok*, sehingga memiliki nilai untuk prosesklasifikasi[13]. Data hasil *pre-processing* diubah dalam bentuk angka. Metode TF digunakan untuk mengukur rasio jumlah *term*, sedangkan pendekatan IDF mengukur kaitannya dengan jumlah dokumen[1].

$$TF_i = n/\sum n$$

$$IDF_I = log(N/df)$$

$$TF - IDF = TF_I \times IDF_I$$

Keterangan:

TF : Frekuensi suku kata

IDF : Frekuensi dokumen inversi N : Banyaknya term dokumen \sum : Total Kata dalam dokumen

Df : Banyaknya dokumen yang memiliki term tertentu

4. Klasifikasi menggunakan KNN, SVM, dan RF.

a. Klasifikasi menggunakan KNN

Algoritma KNN bekerja menemukan titik K terdekat dari sebuah sampel dengan label kelas atau nilai dari titik-titik data untuk memprediksi label kelas atau nilai dari sampel tersebut. Algoritma KNN memanfaatkan prosedur matematis untuk mengevaluasi kapabilitas dalam proses klasifikasi. Algoritma ini mencari titik K paling dekat dengan sampel yang akan diklasifikasikan, berdasarkan ukuran, seperti jarak *Euclidean* Kemudian menetapkan sampel ke label kelas yang paling

sering muncul diantara K terdekat[14].

Euclidean Distance $(A, B) = \sum_{i=1}^{t} \sqrt{(A-B)^2}(4)$

Keterangan:

t : Jumlah term atau kataA : Dokumen *Testing*B : Dokumen *Training*

b. Klasifikasi dengan SVM

Algoritma SVM dimulai denganmengonversi data teks menjadi sebuah data *vector* dan menemukan pola untuk klasifikasi. Metode ini kemudian digabungkan dengan menggunakan TF- IDF[11][15]. Komputasi model setiap kata sangat menentukan kelas positif, negatif, ataupun netral. Keunggulan SVM untuk memaksimalkan serta mengidentifikasi *hyperlane* antara dua kelas yang berbeda[14].

Persamaan hyperlane:

$$\omega^T \chi + b = 0$$

Fungsi Klasifikasi:

$$y_i(w^Tx_i+b) \ge 1$$

Fungsi keputusan klasifikasi:

$$f(x) = \sum_{i=1}^{n} \alpha i \ y j \ K(\chi_i, \chi) + b$$

Keterangan:

f(x): Data yang akan diklasifikasikan

v_i : Label kelas dari data ke-i

 $\alpha_{\rm I}$: Bobot $\chi_{\rm I}$: Data latih $K(\chi_{\rm I},\chi)$: Fungsi kernel

b : Bias

c. Klasifikasi dengan RF

Algoritma RF merupakan algoritma yang membentuk klasifikasi dan regresi, di mana nodenya dipisah[16]. Algoritma RF megkombinasikan pohon keputusan sebagai base classifier yang dibangun. Algoritma RF memprediksi dengan menggunakan prediktor acak, menggabungkan hasil dari pohon keputusan, sementara untuk regresi, prediksi dihitung dengan mengambil ratarata dari hasil setiap pohon[17].

$$f(x) = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^{T} y_i$$

Keterangan:

f(x): Output dari RF

T : Jumlah pohon dan *ensemble*yi : *Output* dari pohon ke-i

5. Evaluasi

Klasifikasi menggunakan *confusion matrix* menampilkan hasil evaluasi dari model, hasil yang didapatkan menggunakan *confusion matrix* merupakan nilai perbandingan dari tiga model yang digunakan[18].

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil pembahasan bertujuan untuk menganalisis dan mengevaluasi performa algoritma *machine learning* yang digunakan dalam penelitian ini, algoritma tersebut mengklasifikasikan sentimen negatif, positif, dan netral. Hasil ini bertujuan membandingkan hasil akurasi dari masing-masing algoritma dan menentukan metode paling efektif dalam analisis sentimen.

1. Hasil Pengumpulan Data

Data yang digunakan hasil data *crawling* komentar aplikasi *TikTok* dalam format .csv yang berjumlah 1.143 data dengan 2 kolom. Dataset dibagi menjadi *data training* 798 data dan *data testing* 342 data dengan rasio 70:30, 70% digunakan untuk data latih dan 30% untuk data uji. Dataset ditunjukkan pada Gambar 2.

| nama | komentar | |
|-----------------|--|--|
| Dedy Wijayas | keluarga maarten paes nangis | |
| sunshinenarends | seri cuy skornya gila sih marten paes | |
| fl0oweryys | gilaa sih kalo bukan marten paes udah pesta goal itu australia | |
| s | gatau kalo ernando yang kiper | |
| sagitarius18s | bang paes bikin jantung naik turun | |
| pandini_44s | Klo ernando udh kebobolan brapa itu | |
| nurss | klo gaada bang paes abis udh | |
| wisnasinaga_s | setelah nathan vs iraq terbitlah Maarten paes vs Australia | |

Gambar 2. Dataset

2. Hasil Pre-processing

Pre-processing tahapan sebelum data digunakan dalam analisis atau pemodelan. Pada tahap ini dilakukan serangkaian langkah untuk membersihkan, mengubah dan menyiapkan data mentah hingga menjadi data yang terstruktur dan siap diproses menggunakan algoritma *machine learning*. Berikut hasil Langkahlangkah *pre-processing*:

a. Cleaning

Proses menghilangkan tanda baca seperti kurung buka, kurung kutup, titik, titik koma, koma, garis miring, tanda tanya, tanda seru, kutip, kutip dua.

b. Case Folding

Proses mengubah huruf menjadi kecil, bertujuan agar tidak ada kata yang memiliki makna berbeda.

c. Tokenizing

Proses pemisah kata dalam suatu kalimat, bertujuan memotong kalimat berdasarkan kata yang meyusun kalimat tersebut.

d. Stemming

Proses menyederhanakan kata dalam suatu data menjadi kata dasar, bertujuan untuk mengurangi kata tanpa merubah arti dari kata tersebut.

e. Labelling

Proses pemberian label untuk mengidentifikasikan polaritas sentimen, bertujuan untuk mengetahui apakah data tersebut bersifat positif, negatif atau netral.

Tabel . 1 Proses Preprocessing

| Tahapan Preprocessing | Deskripsi | Sebelum | Sesudah |
|--------------------------|---|-------------------------------------|---|
| Cleaning | Menghapus tanda baca, simbol, emoji | "Garuda! 🁌 💧 Ayo menang!! 🦾 " | "Garuda Ayo menang" |
| Case Folding | Mengubah semua huruf menjadi kecil | "Kita HARUS Menang!" | "kita harus menang" |
| Tokenizing | Memisahkan teks menjadi kata-kata individu | "Garuda menang luar biasa!" | ["garuda", "menang", "luar", "biasa"] |
| Stemming | Mengubah kata menjadi bentuk dasarnya | "Bermainlah dengan semangat!" | "main semangat" |
| Labelling | Menentukan kategori sentimen | "Timnas keren, semoga menang!" | Positif |

3. Hasil TF-IDF

Proses penentuan bobot kata (*term*) dan dokumen dilakukan untuk mengetahui frekuensi relatif dari sebuah kata dan menilai seberapa sering kata tersebut muncul dalam sebuah *corpus* (sekumpulan teks yang terstruktur).

| Term | TF | IDF | TF-IDF |
|-----------|----|--------------------|---------------------|
| keluarga | 1 | 8.00033446027523 | 0.6252256038172032 |
| maarten | 1 | 6.901722171607121 | 0.5393691268218792 |
| nang | 1 | 5.697749367281184 | 0.4452787325637523 |
| paes | 1 | 4.43080176379386 | 0.346266861956549 |
| cuy | 1 | 6.0544243112199165 | 0.385155722838216 |
| gila | 1 | 7.594869352167065 | 0.4831520297932858 |
| marten | 1 | 6.0544243112199165 | 0.385155722838216 |
| paes | 1 | 4.43080176379386 | 0.281868030445823 |
| seri | 1 | 6.614040099155339 | 0.4207560065703147 |
| sih | 1 | 4.723189727283053 | 0.30046846074902767 |
| skor | 1 | 5.51542781048723 | 0.3508671470503823 |
| australia | 1 | 6.901722171607121 | 0.3878020755905367 |
| gilaa | 1 | 7.594869352167065 | 0.42674944388894526 |
| goal | 1 | 5.435385102813694 | 0.30540980527678974 |
| kalo | 1 | 4.582607776661864 | 0.2574929507765137 |
| marten | 1 | 6.0544243112199165 | 0.3401931077515625 |
| paes | 1 | 4.43080176379386 | 0.2489630961382724 |

Gambar 3. Hasil TF-IDF

4. Hasil Klasifikasi

Setelah tahap *pre-processing*, dilakukan proses klasifikasi. Klasifikasi dijalankan di platform *Google Colab* menggunakan Bahasa pemrograman *Python* dengan menerapkan Algoritma KNN, SVM, dan RF. Proses klasifikasi tersebut dibagi menjadi 3 , yaitu negatif, positif, dan netral.

a. Klasifikasi dengan KNN

Pengujian dengan model KNN, kelas positif menunjukkan nilai *precision* lebih besar. Kelas negatif memiliki nilai *recall* tertinggi, sedangkan kelas netral menunjukkan bahwa model gagal dalam memprediksi data pada kelas tersebut. Model KNN memiliki nilai akurasi sebesar 0.94 artinya memiliki 94% nilai akurasi.

| | precision | recall | f1-score | support |
|---------------------------------------|----------------------|----------------------|----------------------|-------------------|
| 0 1 2 | 1.00 0.94 0.00 | 0.36 1.00 0.00 | 0.53 0.97 0.00 | 11 211 6 |
| accuracy macro avg weighted avg | 0.65 0.92 | 0.45 0.94 | 0.94 0.50 0.92 | 228 228 228 |

Gambar 4. Confusion Matrix KNN

b. Klasifikasi dengan SVM

Pengujian dengan model SVM, kelas positif menunjukkan nilai *recall* lebih besar. Kelas negatif seluruh parameter memiliki nilai terbaik, dan kelas netral menunjukkan nilai *precision* yang lebih besar. Model SVM meenghasilkan akurasi sebesar 0.56 artinya memiliki 56% nilai akurasi.

| | precision | recall | f1-score | support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| 0 | 0.56 | 0.82 | 0.67 | 11 |
| 1 | 0.97 | 0.97 | 0.97 | 211 |
| 2 | 1.00 | 0.17 | 0.29 | 6 |
| accuracy | | | 0.94 | 228 |
| macro avg | 0.84 | 0.65 | 0.64 | 228 |
| weighted avg | 0.95 | 0.94 | 0.93 | 228 |

Gambar 5. Confusion Matrix SVM

c. Klasifikasi dengan RF

Pengujian dengan model RF, kelas positif menunjukkan nilai *precision* lebih besar. Kelas negatif parameter *recall* memiliki nilai terbaik, sedangkan kelas netral model gagal dalam memprediksi data pada kelas tersebut. Model RF memiliki nilai akurasi sebesar 0.97 artinya memiliki 97% nilai akurasi.

| | precision | recall | f1-score | support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| -1 | 1.00 | 0.50 | 0.67 | 4 |
| 0 | 0.97 | 1.00 | 0.99 | 220 |
| 1 | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 4 |
| accuracy | | | 0.97 | 228 |
| macro avg | 0.66 | 0.50 | 0.55 | 228 |
| weighted avg | 0.96 | 0.97 | 0.96 | 228 |

Gambar 6. Confusion Matrix RF

5. Hasil Evaluasi

Evaluasi menggunakan *confusion matrix* untuk mengetahui akurasi, presisi, dan *recall*. Evaluasi model dengan tiga algoritma yaitu KNN, SVM dan RF. *Data training* berjumlah 798 dan *data testing* berjumlah 342 data.

| Model | Precision | Recall | F1-Score | Akurasi |
|--------|-----------|--------|----------|---------|
| KNN | 0.92 | 0.94 | 0.93 | 94,3% |
| SVM | 0.56 | 0.59 | 0.57 | 58,77% |
| Random | 0.96 | 0.97 | 0.97 | 97,3% |
| Forest | | | | |

Algoritma Random Forest memiliki akurasi 97,3%, lebih unggul dibandingkan KNN (94,3%) dan jauh lebih baik daripada SVM (58,77%). Hal ini disebabkan oleh beberapa 84isban:

- a. Kemampuan Generalisasi yang baik
 - Random Forest merupakan metode berbasis ensemble learning, yang menggabungkan beberapa decision tree untuk meningkatkan akurasi dan mengurangi overfitting. Dalam konteks data komentar TikTok, yang bisa sangat beragam dalam gaya 84isban dan struktur kalimatnya, RF dapat menangkap pola dengan lebih baik dibandingkan algoritma lain.
- b. Ketahanan Terhadap Noise dan Outlier
 - Komentar pada TikTok sering kali mengandung 84isban tidak baku, slang, atau emosi yang kuat, yang bisa membingungkan model. RF mampu mengatasi variasi ini lebih baik dibandingkan KNN dan SVM, karena proses *voting* antar *decision tree* membuatnya lebih stabil terhadap *noise*.
- c. Kelemahan KNN dan SVM
 - 1) KNN bekerja dengan prinsip jarak antar data, sehingga jika data memiliki banyak dimensi atau terdapat ketimpangan jumlah kelas, kinerjanya dapat menurun. Dalam penelitian ini, jumlah komentar netral (1.085) jauh lebih banyak 84isbanding positif (14) dan negatif (41), yang bisa menyebabkan bias dalam prediksi.
 - 2) SVM lebih cocok untuk data dengan sebaran yang jelas antara kelaskelasnya, sementara dalam kasus ini, banyak komentar yang ambigu, menyebabkan akurasinya jauh lebih rendah (58,77%).

Contoh Spesifik Klasifikasi Komentar

- 1. Komentar Positif
 - a) "Ayo Garuda! Peluang masih ada, semangat terus timnas!"

Klasifikasi: Positif

Model mengenali kata-kata "ayo", "semangat", dan "peluang masih ada" sebagai indikasi dukungan terhadap timnas.

b) "Bangga banget sama permainan Timnas hari ini, luar biasa!"

Klasifikasi: Positif

Kata "bangga", "luar biasa" menunjukkan ekspresi kepuasan dan dukungan.

- 2. Komentar Negatif
 - a) "Mainnya jelek banget, strategi harus diperbaiki."

Klasifikasi: Negatif

Kata **"jelek"**, **"harus diperbaiki"** menunjukkan ketidakpuasan terhadap performa timnas.

b) "Kenapa selalu kalah? Permainan buruk sekali!"

Klasifikasi: Negatif

Kata "selalu kalah", "buruk" menandakan sentimen negatif yang kuat.

3. Komentar Netral

a) "Indonesia vs Vietnam kemarin seru banget!"

Klasifikasi: Netral

Meskipun menyebut pertandingan "seru", komentar ini lebih bersifat deskriptif daripada opini emosional.

b) "Semoga bisa menang di pertandingan berikutnya."

Klasifikasi: Netral

Tidak menunjukkan opini positif atau negatif secara eksplisit.

Analisis Perbandingan dengan Penelitian Terdahulu

Untuk memperdalam analisis, berikut adalah perbandingan akurasi model ini dengan penelitian terdahulu.

Tabel 3. Perbandingan Dengan Penelitian Terdahulu

| Penelitian | Algoritma | Akurasi | Sumber Data |
|-------------------|---------------|-------------|--------------------------------------|
| Penelitian ini | Random Forest | 97,3% | Komentar TikTok (1.143 data) |
| Rahayu (2022) | Naïve Bayes | 86% | Komentar Kampus Merdeka (1.118 data) |
| Khoiruddin (2021) | SVM | 99% | Twitter (1.500 data) |
| Gifari (2022) | SVM | 85 % | Review Film (TF-IDF) |
| Saputra (2023) | Naïve Bayes | 82% | Twitter (Piala Dunia 2022) |

Perbedaan utama:

- 1. Penelitian ini menunjukkan bahwa Random Forest lebih unggul daripada SVM dalam analisis komentar TikTok. Pada penelitian Khoiruddin (2021), SVM mencapai 99% akurasi, tetapi menggunakan data dari Twitter, yang memiliki format teks lebih terstruktur dibanding TikTok. Dalam penelitian ini, SVM hanya mendapatkan 58,77% akurasi, kemungkinan karena bahasa TikTok yang lebih kasual dan banyak noise.
- 2. Naïve Bayes memiliki akurasi cukup baik dalam penelitian terdahulu, tetapi tidak diterapkan dalam penelitian ini. Naïve Bayes sering digunakan dalam analisis sentimen (misalnya dalam penelitian Rahayu dan Saputra), namun tidak dimasukkan dalam penelitian ini sebagai pembanding. Akan lebih baik jika penelitian ini juga menambahkan Naïve Bayes untuk mengetahui apakah metode probabilistik ini bisa bersaing dengan Random Forest.
- 3. Twitter vs TikTok sebagai Sumber Data. Studi sebelumnya banyak menggunakan data dari Twitter, yang lebih cocok untuk SVM karena tweet memiliki batasan karakter yang membuat kalimat lebih jelas dan ringkas. TikTok, di sisi lain, sering menggunakan bahasa tidak baku, slang, dan banyak emoji, yang mungkin membuat algoritma berbasis vektor seperti SVM kesulitan dalam melakukan klasifikasi.

Keterbatasan Penelitian

Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma Random Forest memberikan hasil terbaik dalam analisis sentimen komentar TikTok, terdapat beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan:

1. Keterbatasan Sumber Data

Penelitian ini hanya menggunakan data dari TikTok, yang meskipun populer, tidak mewakili keseluruhan opini publik. Komentar TikTok sering menggunakan bahasa informal, slang, dan emoji, yang bisa memengaruhi akurasi klasifikasi sentimen. Tidak ada perbandingan dengan sumber lain seperti Twitter, Instagram, atau Facebook, yang memiliki gaya komunikasi berbeda.

2. Ketidakseimbangan Data Sentimen

Mayoritas komentar dalam dataset dikategorikan sebagai netral (1.085 data), sementara komentar positif (14) dan negatif (41) jauh lebih sedikit. Ketimpangan ini dapat memengaruhi hasil klasifikasi, terutama dalam algoritma seperti SVM yang lebih sensitif terhadap distribusi data. Teknik oversampling atau undersampling sebaiknya diterapkan untuk memastikan model tidak bias terhadap kelas tertentu.

3. Terbatasnya Algoritma yang Diuji

Penelitian hanya membandingkan KNN, SVM, dan Random Forest, tanpa mempertimbangkan algoritma berbasis deep learning seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM) atau *Convolutional Neural Network* (CNN), yang bisa lebih efektif dalam menangani data teks yang kompleks. Tidak ada eksperimen dengan Naïve Bayes, yang dalam penelitian lain menunjukkan performa cukup baik dalam analisis sentimen.

4. Minimnya Analisis Konteks dan Emosi

Model hanya mengandalkan TF-IDF untuk pemrosesan teks, tanpa mempertimbangkan pemahaman konteks kalimat atau analisis aspek berbasis opini (aspect-based sentiment analysis). Komentar dengan sarkasme atau ironi bisa salah diklasifikasikan, karena model tidak memahami makna sebenarnya di balik kata-kata yang digunakan.

PENUTUP

Berdasarkan hasil penelitian, algoritma machine learning yang digunakan berhasil mengklasifikasikan senetimen positif, negatif, dan netral dengan menggunakan 1.143 data. Sentimen positif tercatat sebanyak 14 data, sentimen negatif 41 data, dan sentimen netral sebanyak 1.085 data. Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan, Algoritma RF menunjukkan performa terbaik dengan akurasi sebesar 97,37%. Kemudian algoritma KNN menghasilkan akurasi sebesar 94,30%, sementara algoritma SVM menghasilkan akurasi terendah, yaitu 58,77%.

Keunggulan Random Forest disebabkan oleh kemampuannya dalam menangani data yang tidak terstruktur serta mengurangi dampak noise yang sering ditemukan dalam komentar TikTok. Meskipun penelitian ini memberikan wawasan mengenai opini publik terhadap Timnas Indonesia, terdapat beberapa keterbatasan, penggunaan data dari salah satu Platform TikTok dan ketimpangan jumlah kelas sentimen yang dapat memengaruhi akurasi model. Oleh karena itu,

penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan data dari berbagai platform seperti Twitter dan Instagram untuk memperoleh gambaran opini publik yang lebih luas. Menerapkan teknik NLP yang lebih canggih, seperti LSTM atau BERT, untuk meningkatkan pemahaman konteks dalam analisis sentimen. Menyeimbangkan distribusi data sentimen dengan teknik oversampling atau undersampling agar model dapat belajar lebih baik dari semua kelas sentimen.

Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi bagi pemangku kebijakan dalam dunia sepak bola, baik untuk meningkatkan interaksi dengan penggemar maupun sebagai bahan evaluasi strategi Timnas Indonesia berdasarkan opini publik. Adapun saran bagi penelitian selanjutnya yaitu untuk meningkatkan akurasi dan memperluas cakupan penelitian, terdapat beberapa Langkah yang dapat diterapkan dalam penelitian selanjutnya:

- 1. Menggunakan Data dari Berbagai Platform Sosial Media Menggabungkan komentar dari Twitter, Instagram, dan Facebook dapat memberikan pemahaman yang lebih luas tentang opini publik. Twitter memiliki batasan karakter, sehingga komentar lebih ringkas dan jelas, sedangkan Instagram lebih banyak menggunakan emoji dan ekspresi visual.
- 2. Penerapan Teknik NLP yang Lebih Kompleks Menggunakan model deep learning seperti LSTM atau CNN untuk menangkap konteks dalam komentar lebih baik dibanding metode klasik seperti TF-IDF. Implementasi *transformer-based models* seperti BERT atau IndoBERT untuk menangani bahasa Indonesia secara lebih akurat.
- 3. Penerapan Teknik Data Balancing Menggunakan metode SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*) untuk menyeimbangkan jumlah data sentimen positif dan negatif. Melakukan undersampling terhadap kelas netral agar model tidak terlalu bias terhadap komentar yang tidak mengandung opini jelas.
- 4. Analisis Lebih Mendalam tentang Emosi dan Aspek Opini Menerapkan aspect-based sentiment analysis (ABSA) untuk mengetahui sentimen terhadap aspek tertentu, misalnya strategi tim, performa pemain, atau keputusan wasit. Menambahkan analisis emosi (emotion detection) untuk mengidentifikasi apakah komentar menunjukkan kegembiraan, kekecewaan, kemarahan, atau harapan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. M. Alfani and A. Qurrota, "Analisis Sentimen Pasca Pertandingan Sepak Bola Indonesia Melawan Argentina Pada Unggahan Media Sosial Twitter Menggunakan Metode *Multinomial Naïve Bayes Dan Gaussian Naïve Bayes*," vol. 5, no. 2, pp. 65–77, 2023.
- [2] H. Juliana, "Pengaruh Siaran Langsung Dan Manfaat Yang Dirasakan Terhadap Niat Beli Melalui Kepercayaan Konsumen Pada Aplikasi Tiktok Shop," *SINOMIKA J. Publ. Ilm. Bid. Ekon. dan Akunt.*, vol. 1, no. 6, pp. 1517–1538, 2023, doi: 10.54443/sinomika.v1i6.754.
- [3] J. Alfiah Zulqornain, P. Pandu Adikara, and Indriati, "Analisis Sentimen Tanggapan Masyarakat Aplikasi Tiktok Menggunakan Metode Naïve Bayes dan Categorial Propotional Difference (CPD)," Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu

- *Komput.*, vol. 5, no. 7, pp. 2886–2890, 2021, [Online]. Available: http://j-ptiik.ub.ac.id
- [4] C. F. Hasri and D. Alita, "Penerapan Metode *Naive Bayes Classifier Dan Support Vector Machine* Pada Analisis Sentimen Terhadap Dampak Virus Corona Di Twitter," *J. Inform. dan Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 3, no. 2, pp. 145–160, 2022, doi: 10.33365/jatika.v3i2.2026.
- [5] I. P. Rahayu, A. Fauzi, and J. Indra, "Analisis Sentimen Terhadap Program Kampus Merdeka Menggunakan *Naive Bayes Dan Support Vector Machine," J. Sist. Komput. dan Inform.*, vol. 4, no. 2, p. 296, 2022, doi: 10.30865/json.v4i2.5381.
- [6] S. Fide, S. Suparti, and S. Sudarno, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Tiktok Di Google Play Menggunakan Metode *Support Vector Machine* (Svm) Dan Asosiasi," *J. Gaussian*, vol. 10, no. 3, pp. 346–358, 2021, doi: 10.14710/j.gauss.v10i3.32786.
- [7] O. I. Gifari, M. Adha, F. Freddy, and F. F. S. Durrand, "Analisis Sentimen Review Film Menggunakan TF-IDF dan Support Vector Machine," J. Inf. Technol., vol. 2, no. 1, pp. 36–40, 2022, doi: 10.46229/jifotech.v2i1.330.
- [8] P. R. Saputra Andri , Subing Mulia, "Perbandingan Metode Naïve Bayes Classifier Dan Support Vector Machine Untuk Analisis Sentimen Pengguna Twitter Mengenai Piala Dunia Fifa 2022," *Teknomatika*, vol. 13, no. 01, pp. 22–31, [Online]. Available: http://ojs.palcomtech.ac.id/index.php/teknomatika/article/view/616
- [9] F. A. Larasati, D. E. Ratnawati, and B. T. Hanggara, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Dana dengan Metode Random Forest," ... *Teknol. Inf. dan* ..., vol. 6, no. 9, pp. 4305–4313, 2022, [Online]. Available: http://j-ptiik.ub.ac.id
- [10] M. Z. Anbari and B. Sugiantoro, "Studi Komparasi Metode Analisis Sentimen Naïve Bayes, SVM, dan Logistic Regression Pada Piala Dunia 2022," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 7, no. 2, pp. 688–695, 2023, doi: 10.30865/mib.v7i2.5383.
- [11] F. Bei and S. Sudin, "Analisis Sentimen Aplikasi Tiket Online Di Play Store Menggunakan Metode Support Vector Machine (Svm)," *Sismatik*, vol. 01, no. 01, pp. 91–97, 2021.
- [12] M. S. Alrajak, I. Ernawati, and I. Nurlaili, "Analisis sentimen terhadap Pelayanan PT PLN di Jakarta pada Twitter dengan Algoritma K- Nearest Neighbor (K-NN)," Semin. Nas. Mhs. Ilmu Komput. dan Apl., vol. 1, no. 2, pp. 110–122, 2020.
- [13] D. A. Efraim, "Analisis Sentimen Pada Sosial Media Instagram Menggunakan Algoritma Naive Bayes (Studi Kasus: Timnas Futsal Indonesia)," no. April 2012, pp. 498–509, 2023.
- [14] R. A. Husen, R. Astuti, L. Marlia, R. Rahmaddeni, and L. Efrizoni, "Analisis Sentimen Opini Publik pada Twitter Terhadap Bank BSI Menggunakan Algoritma Machine Learning," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 3, no. 2, pp. 211–218, 2023, doi: 10.57152/malcom.v3i2.901.
- [15] V. Vamilina and R. Novita, "Analisis Sentimen E-Wallet Menggunakan Support Vector Machine Berbasis Particle Swarm Optimization," *Build. Informatics*, *Technol. Sci.*, vol. 5, no. 1, pp. 40–48, 2023, doi:

- 10.47065/bits.v5i1.3526.
- [16] R. R. S. Putri Kumala Sari, "Vol 7 No 1, Februari 2024 Komparasi Algoritma support Vector Machine dan Random," vol. 7, no. 1, pp. 31–39, 2024.
- [17] R. Rasiban and S. Riyadi, "Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Satu Sehat Pada Twitter Menggunakan Algoritma Naive Bayes Dan Support Vector Machine," *J. Sains dan Teknol.*, vol. 5, no. 3, pp. 801–809, 2024, doi: 10.55338/saintek.v5i3.2790.
- [18] Syahril Dwi Prasetyo, Shofa Shofiah Hilabi, and Fitri Nurapriani, "Analisis Sentimen Relokasi Ibukota Nusantara Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan KNN," *J. KomtekInfo*, vol. 10, pp. 1–7, 2023, doi: 10.35134/komtekinfo.v10i1.330.