

ANALISIS SENTIMEN KOMENTAR INSTAGRAM TERHADAP POLEMIK DESAIN JERSEY TIMNAS INDONESIA DENGAN METODE ENSEMBLE

Taufiqurahman¹, Irfan Pratama²

191210038@student.mercubuana-yogya.ac.id¹, irfanp@mercubuana-yogya.ac.id²

Universitas Mercu Buana Yogyakarta

ABSTRACT

The controversy surrounding the design of the Indonesian national football team's jersey has garnered significant attention on social media, particularly Instagram. Erspo, the brand responsible for the jersey's design, is perceived to have fallen short of public expectations, sparking widespread discussions online. This study aims to analyze Instagram comments related to the jersey design using machine learning-based sentiment analysis techniques. Comments were collected through data crawling, followed by preprocessing steps such as text cleaning, tokenization, stemming, and stopword removal. Text features were transformed into numerical representations using the TF-IDF method, and sentiment classification was performed using individual models, including Random Forest, Naive Bayes, and Support Vector Machine. Furthermore, an ensemble model with VotingClassifier was applied to enhance sentiment classification accuracy. The findings reveal that the ensemble model achieved the highest accuracy of 77.4%, demonstrating its superiority over individual models. These results provide valuable insights into public perception of national product designs, offering a foundation for improving design and marketing strategies.

Keywords: Sentiment Analysis, Natural Language Processing, Ensemble Model, VotingClassifier, Instagram.

ABSTRAK

Polemik terkait desain jersey timnas sepak bola Indonesia menjadi sorotan di media sosial, khususnya Instagram. Erspo, merek yang bertanggung jawab atas desain jersey tersebut, dinilai belum memenuhi ekspektasi publik, yang memicu diskusi luas di media sosial. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen komentar di Instagram terkait desain jersey tersebut menggunakan pendekatan analisis sentimen berbasis pembelajaran mesin. Data komentar dikumpulkan melalui proses *crawling*, diikuti dengan langkah pra-pemrosesan, seperti pembersihan teks, tokenisasi, *stemming*, dan penghapusan kata umum. Fitur teks kemudian diubah menjadi representasi numerik menggunakan metode TF-IDF, yang dianalisis menggunakan model individu, yaitu *Random Forest*, *Naive Bayes*, dan *Support Vector Machine*. Selanjutnya, *ensemble model* dengan *VotingClassifier* diterapkan untuk meningkatkan akurasi prediksi sentimen. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *ensemble model* memberikan akurasi tertinggi sebesar 77,4%, yang menunjukkan keunggulan metode ini dibandingkan model individu. Temuan ini memberikan wawasan penting mengenai persepsi publik terhadap desain produk nasional, yang dapat menjadi dasar perbaikan desain dan strategi pemasaran.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Natural Language Processing, Ensemble Model, VotingClassifier, Instagram.

PENDAHULUAN

Desain jersey tim nasional sepak bola Indonesia yang dirancang oleh Erspo menjadi perbincangan hangat di media sosial, terutama di Instagram. Jersey ini, sebagai simbol nasional, diharapkan mampu mencerminkan identitas dan kebanggaan bangsa. Namun, desain tersebut memunculkan beragam tanggapan, baik positif maupun negatif. Opini yang berkembang di media sosial dapat memengaruhi persepsi publik terhadap suatu produk, termasuk reputasi merek Erspo. Dengan tingginya interaksi pengguna di Instagram,

sentimen yang muncul dapat menyebar dengan cepat dan membentuk opini kolektif yang berdampak pada citra merek.

Instagram, sebagai platform media sosial berbasis visual, menjadi tempat utama bagi masyarakat untuk menyampaikan opini mereka. Hingga April 2023, Instagram memiliki lebih dari 109 juta pengguna aktif di Indonesia [1]. Komentar yang muncul di Instagram sering kali mengandung elemen visual seperti emoji, campuran bahasa, serta sarkasme, menjadikannya sumber data yang kaya sekaligus menantang untuk dianalisis. Pemahaman terhadap opini masyarakat yang terekspreasi melalui media sosial menjadi sangat penting untuk mengevaluasi persepsi publik, terutama dalam konteks produk simbol nasional seperti jersey timnas. Pendapat yang berkembang di media sosial pada dasarnya mencerminkan pembicaraan nyata di masyarakat. Namun, analisis terhadap konten media sosial harus dilakukan secara sistematis dan tidak boleh dilakukan secara serampangan agar tetap sesuai dengan kaidah ilmiah [2].

Salah satu cara untuk memahami opini masyarakat terhadap suatu isu adalah melalui analisis sentimen. Analisis sentimen merupakan proses untuk mendapatkan informasi bermakna dari data teks dengan memanfaatkan teknik pemrosesan bahasa alami. Teknik ini memungkinkan identifikasi opini atau emosi yang terkandung dalam teks, baik yang bersifat positif, negatif, maupun netral [3]. Dalam konteks media sosial, analisis sentimen memungkinkan penggalan wawasan yang lebih mendalam dari data tidak terstruktur seperti komentar, ulasan, atau postingan.

Pada penelitian ini, dilakukan analisis sentimen masyarakat terhadap desain jersey tim nasional Indonesia yang dirancang oleh Erspo. Data komentar diperoleh melalui teknik web scraping menggunakan ekstensi Instant Data Scraper pada platform Instagram. Teknik web scraping memungkinkan pengumpulan data secara efisien dari platform media sosial, meskipun terdapat keterbatasan API [4]. Setelah data berhasil dikumpulkan, langkah pra-pemrosesan dilakukan untuk memastikan data siap digunakan dalam analisis sentimen. Tahapan ini mencakup pembersihan teks dari karakter tidak relevan, tokenisasi untuk membagi teks menjadi unit-unit lebih kecil yang disebut token, stemming untuk mengubah kata-kata ke bentuk dasarnya, penghapusan kata umum (stopwords) yang tidak relevan, serta konversi emoji menjadi bentuk teks yang dapat dipahami oleh model analisis. Data yang telah diproses kemudian diubah menjadi representasi numerik menggunakan metode TF-IDF.

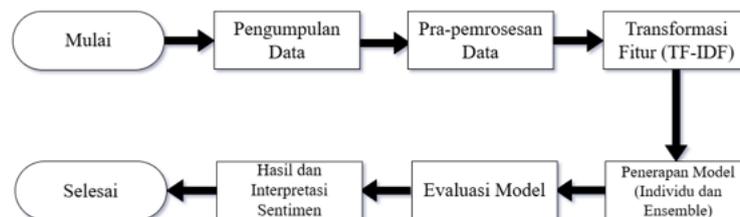
Dalam analisis komentar YouTube terkait depresi, Naive Bayes menunjukkan dominasi sentimen positif hingga 93,31% dengan akurasi 84,11%, sebagaimana diteliti oleh Mulyani & Novita (2022) [5]. Pada ulasan aplikasi Alfagift, Random Forest memberikan akurasi tinggi dalam klasifikasi sentimen positif dan negatif, mendukung pengembangan layanan platform, seperti yang ditemukan oleh Firdaus dkk (2025) [6]. Dalam analisis ulasan aplikasi Dana, Random Forest mencatat precision, recall, dan akurasi sebesar 84%, sebagaimana dijelaskan oleh Larasati dkk (2022) [7]. Sementara itu, Yudhistira & Carudin (2024) menggunakan Random Forest Classifier untuk ulasan aplikasi SIREKAP, menghasilkan akurasi 74% dengan mayoritas ulasan bernada negatif (4002 dari 5000 ulasan) [8]. Dalam studi vaksinasi Covid-19, Aldean dkk (2024) menggunakan Random Forest Classifier untuk menganalisis sentimen di Twitter terkait Vaksin Sinovac, mencatat akurasi 79%, precision 85%, recall 90%, dan f1-score 88% [9]. Pada analisis sentimen Twitter terkait Pemilu 2024, Naive Bayes menunjukkan performa unggul dengan akurasi 87,35%, jauh lebih baik dibandingkan KNN yang hanya mencapai 69,68%, menurut Azizah dan Ramadhan (2024) [10]. Di ranah cyberbullying Instagram, kombinasi PSO dan SVM mencatatkan akurasi tertinggi 78,60%, sedikit mengungguli Naive Bayes yang mencapai 78,00%, sebagaimana ditemukan oleh Herliana & Muawiyah (2024) [11].

Penelitian ini menggunakan model ensemble VotingClassifier untuk meningkatkan akurasi analisis sentimen. Model ini menggabungkan hasil prediksi dari tiga algoritma utama, yaitu Random Forest, Naive Bayes, dan Support Vector Machine (SVM). Pendekatan ensemble dipilih karena mampu mengurangi kelemahan model individu dengan memanfaatkan keunggulan dari masing-masing algoritma. Metode ini diharapkan memberikan hasil analisis yang lebih akurat, khususnya dalam menangani kompleksitas data Instagram yang melibatkan keragaman bahasa dan penggunaan emoji [12]. Dalam konteks penelitian, analisis sentimen terhadap opini publik di media sosial semakin berkembang, namun penelitian terkait analisis sentimen berbasis Instagram dengan pendekatan ensemble masih terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini berupaya mengisi gap tersebut dengan mengimplementasikan pendekatan ensemble dalam klasifikasi sentimen komentar terkait desain jersey tim nasional Indonesia. Pendekatan ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi dalam mengidentifikasi sentimen publik serta memahami pola opini yang berkembang di media sosial secara lebih komprehensif.

METODE PENELITIAN

Penelitian dilakukan melalui beberapa tahapan yang dirancang untuk memastikan analisis sentimen berjalan secara sistematis dan menghasilkan informasi yang akurat. Proses penelitian dimulai dengan pengumpulan data dari komentar di Instagram, diikuti oleh langkah-langkah pra-pemrosesan untuk membersihkan dan menyiapkan data. Selanjutnya, data yang telah diproses diubah menjadi bentuk numerik menggunakan metode transformasi fitur, dan dianalisis menggunakan model machine learning. Model individu dan model ensemble digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen komentar menjadi kategori positif, negatif, dan netral. Evaluasi dilakukan untuk mengukur performa setiap model dan mengidentifikasi pola kesalahan prediksi.

Tahapan penelitian digambarkan secara keseluruhan dalam Gambar 1, yang menunjukkan alur proses mulai dari pengumpulan data hingga interpretasi hasil analisis sentimen.



Gambar 1. Alur Metodologi Penelitian.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari komentar pada salah satu postingan pengumuman jersey tim nasional Indonesia oleh Erspo di Instagram. Data dikumpulkan dengan menggunakan teknik *crawling* menggunakan *extension* Instant Data Scraper di Google Chrome. Data yang berhasil dikumpulkan sebanyak 3064 komentar. Komentar-komentar ini kemudian digunakan sebagai sampel untuk analisis sentimen lebih lanjut dalam penelitian ini. Langkah-langkah pengumpulan data meliputi:

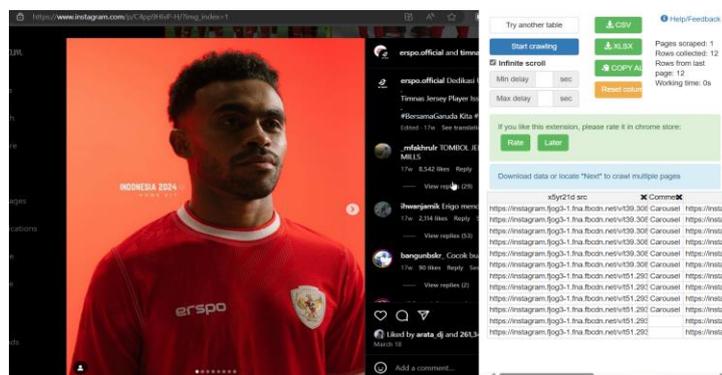
1. Pemilihan Postingan

Postingan yang digunakan sebagai sumber data dipilih berdasarkan kriteria berikut:

- a. Relevansi: Postingan yang dipilih merupakan pengumuman resmi mengenai jersey tim nasional Indonesia oleh Erspo.

- b. Jumlah Interaksi: Postingan memiliki jumlah komentar yang cukup banyak sehingga dapat memberikan variasi opini publik.
 - c. Keberagaman Sentimen: Komentar yang terkumpul mencakup berbagai opini, baik positif, netral, maupun negatif.
2. Penggunaan Instant Data Scraper
- Untuk melakukan pengumpulan komentar dari Instagram, digunakan extension Instant Data Scraper yang memungkinkan pengambilan data secara otomatis dari halaman web. Beberapa keunggulan penggunaan extension ini meliputi:
- a. Kemudahan dalam scraping: Tidak memerlukan akses API atau pemrograman kompleks.
 - b. Proses otomatisasi: Dapat mengambil data dalam jumlah besar dalam waktu singkat.
 - c. Ekspor data langsung: Hasil scraping dapat diekspor langsung dalam format .xlsx, yang kemudian digunakan dalam proses analisis.
3. Penyimpanan Data

Data komentar yang terkumpul kemudian diekspor ke dalam format .xlsx untuk kemudian diolah lebih lanjut dalam proses analisis. Format ini dipilih karena lebih fleksibel dalam pengelolaan dan kompatibel dengan berbagai perangkat lunak pemrosesan data. Selain itu, Excel (.xlsx) mampu menyimpan karakter khusus seperti emoji tanpa kehilangan informasi, sehingga mempertahankan keutuhan data asli yang diambil dari komentar pengguna. Dengan format .xlsx, data dapat dengan mudah diakses, difilter, dan diproses tanpa mengalami perubahan struktur yang dapat mempengaruhi hasil analisis. File yang telah diekspor ini akan menjadi sumber utama dalam tahapan preprocessing dan klasifikasi sentimen. Gambar di bawah menunjukkan proses crawling data menggunakan Instant Data Scraper.



Gambar 2. Proses Pengambilan Data

Hasil Pra-Pemrosesan Data

Pada tahap ini, data komentar yang telah dikumpulkan mengalami serangkaian proses pemrosesan awal untuk menghilangkan elemen yang tidak relevan. Langkah-langkah ini dilakukan secara sistematis guna memastikan data siap untuk dianalisis lebih lanjut.

1. Pembersihan Data (*Data Cleaning*)

Pembersihan Pembersihan teks dilakukan untuk menghilangkan elemen yang tidak relevan dalam analisis sentimen, seperti URL, tanda baca berlebihan, dan karakter khusus. Keberadaan elemen-elemen ini dapat mengganggu proses klasifikasi karena tidak memberikan informasi yang signifikan terhadap sentimen dalam komentar. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa penghapusan elemen non-teks dapat meningkatkan akurasi model dengan mengurangi *noise* dalam data [17].

Proses pembersihan juga mencakup normalisasi teks dengan menghapus simbol tambahan yang tidak memiliki makna dalam analisis sentimen. Tanda baca yang digunakan secara berlebihan sering kali hanya berfungsi sebagai penekanan ekspresi tanpa memberikan

informasi tambahan yang diperlukan oleh model. Dengan pembersihan ini, data menjadi lebih seragam dan siap untuk diproses dalam tahap analisis berikutnya.

Contoh data yang sudah dibersihkan dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Tahap Pembersihan Data

Sebelum Cleaning	Setelah Cleaning
"Wkwkwk 😂😂😂 GILA!?!?! Ini jersey nya bgitu 🙄🙄🙄 Beneran DONG?!?! JADI kaget gw 🤪🤪🤪 ampe pusing. JERSYY gaje bgt!!!????!!!"	Wkwkwk 😂😂😂 GILA Ini jersey nya bgitu 🙄🙄🙄 Beneran DONG JADI kaget gw 🤪🤪🤪 ampe pusing JERSYY gaje bgt

2. Case Folding

Penyeragaman teks dilakukan dengan mengubah seluruh huruf dalam teks menjadi huruf kecil agar model pemrosesan bahasa alami dapat mengenali kata-kata secara konsisten. Proses ini menghilangkan perbedaan antara huruf besar dan kecil yang dapat menyebabkan variasi tidak perlu dalam analisis. Dengan *case folding*, kata yang sama dengan format penulisan berbeda akan dianggap identik, sehingga dapat meningkatkan akurasi pemrosesan teks. Selain itu, langkah ini membantu dalam mengurangi kompleksitas data tanpa mengubah makna dari teks yang dianalisis. Contoh hasil proses *case folding* ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Tahap Case Folding

Sebelum Case Folding	Setelah Case Folding
" Wkwkwk 😂😂😂 GILA Ini jersey nya bgitu 🙄🙄🙄 Beneran DONG JADI kaget gw 🤪🤪🤪 ampe pusing JERSYY gaje bgt "	"wkwkwk 😂😂😂 gila ini jersey nya bgitu 🙄🙄🙄 beneran dong jadi kaget gw 🤪🤪🤪 ampe pusing jersyy gaje bgt"

3. Tokenisasi

Tokenisasi merupakan proses dalam pra-pemrosesan teks yang bertujuan untuk memecah teks menjadi unit kata atau token agar dapat diolah lebih lanjut dalam analisis sentimen. Proses ini dilakukan dengan mendeteksi batas antar kata berdasarkan spasi atau tanda baca. Tokenisasi dapat dilakukan menggunakan pendekatan *word tokenization*, yang membagi teks berdasarkan kata, atau *sentence tokenization*, yang membagi teks berdasarkan kalimat [18]. Tabel 3 dibawah menunjukkan contoh proses tokenisasi.

Tabel 3. Tahap Tokenisasi

Sebelum Tokenisasi	Setelah Tokenisasi
"desainnya bagus banget"	["desainnya", "bagus", "banget"]

4. Penghapusan Stopwords

Menghilangkan kata-kata umum seperti "yang," "dan," "dengan," yang tidak memiliki makna signifikan dalam analisis sentimen. Kata-kata ini sering kali hanya berfungsi sebagai penghubung dalam kalimat tanpa memberikan kontribusi terhadap identifikasi sentimen dalam komentar. Penghapusan *stopwords* bertujuan untuk meningkatkan efisiensi pemrosesan data dengan mengurangi jumlah kata yang harus dianalisis, sehingga model

dapat lebih fokus pada kata-kata yang lebih bermakna, seperti yang ditampilkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Tahap Penghapusan Stopwords

Sebelum Penghapusan <i>Stopwords</i>	Setelah Penghapusan <i>Stopwords</i>
"Jersey yang ngga bisa nyerap keringat payah"	"Jersey ngga nyerap keringat payah"

5. *Stemming*

Mengubah kata ke bentuk dasarnya menggunakan algoritma *stemming* berbasis bahasa Indonesia bertujuan untuk menyederhanakan teks dengan menghilangkan imbuhan atau variasi kata yang tidak diperlukan. Proses ini membantu model dalam mengenali kata-kata dengan lebih konsisten, sehingga meningkatkan efisiensi dan akurasi analisis sentimen. Selain itu, *stemming* juga mengurangi jumlah fitur dalam *dataset*, yang berdampak pada optimasi kinerja pemrosesan data. Hasil *stemming* yang telah dilakukan dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Tahap *Stemming*

Sebelum <i>Stemming</i>	Setelah <i>Stemming</i>
"desainnya bagus banget"	"desain bagus banget"

6. Konversi Emoji

Emoji dalam komentar diterjemahkan menjadi label seperti EMOJI_POSITIVE atau EMOJI_NEGATIVE untuk menangkap sentimen yang terkandung dalam simbol-simbol tersebut, sehingga dapat dipahami oleh model analisis sentimen secara lebih efektif. Konversi ini bertujuan untuk mempertahankan informasi emosional yang disampaikan melalui emoji, yang sering kali menjadi indikator penting dalam komunikasi digital. Dengan adanya proses ini, model dapat mengenali ekspresi positif atau negatif dalam teks tanpa kehilangan makna yang terkandung dalam simbol visual. Hasil konversi emoji ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Tahap Konversi Emoji

Sebelum Konversi Emoji	Setelah Konversi Emoji
"wah keren banget 👍👍"	"wah keren banget EMOJI_POSITIVE EMOJI_POSITIVE"
"desainnya buruk 😞"	"desainnya buruk EMOJI_NEGATIVE"

Visualisasi *Word Cloud*

Analisis frekuensi kata dalam dataset dilakukan menggunakan *word cloud* untuk mengidentifikasi kata-kata yang paling sering muncul dalam komentar pengguna. *word cloud* merupakan teknik visualisasi yang menunjukkan distribusi kata berdasarkan tingkat kemunculannya dalam teks. Kata yang lebih sering muncul ditampilkan dengan ukuran lebih besar, sedangkan kata yang jarang muncul ditampilkan dengan ukuran lebih kecil [19].

Gambar 3 menunjukkan *word cloud* hasil pembersihan teks, di mana *stopwords*, tanda baca, dan kata negasi telah dihapus agar hanya kata-kata bermakna yang tersisa.



Gambar 3. Visualisasi Word Cloud

Hasil Word Cloud menunjukkan bahwa kata "jersey", "bagus", dan "desain" adalah kata yang paling dominan dalam komentar, yang mengindikasikan bahwa fokus utama diskusi berkaitan dengan desain jersey tim nasional. Kata "ga", "bikin", dan "jelek" juga muncul dengan frekuensi tinggi, menandakan adanya opini negatif terhadap desain yang ditampilkan. Sebaliknya, kata "keren", "lebih baik", dan "pakai" menunjukkan bahwa sebagian pengguna memberikan apresiasi atau perbandingan terkait desain jersey. Selain kata-kata umum, analisis ini juga menemukan bahwa beberapa komentar mengandung konversi emoji menjadi label sentimen seperti "EMOJI_POSITIVE" dan "EMOJI_NEGATIVE", yang menandakan bahwa emoji sering digunakan sebagai indikator ekspresi sentimen pengguna.

Visualisasi *word cloud* ini memberikan wawasan awal mengenai distribusi kata dalam komentar tanpa harus membaca setiap entri secara manual. Teknik ini membantu dalam mengidentifikasi pola penggunaan kata yang berkaitan dengan sentimen tertentu, serta memberikan dasar untuk analisis lebih lanjut mengenai hubungan antara kata-kata dalam komentar dengan klasifikasi sentimen yang dilakukan dalam penelitian ini.

Evaluasi Model Individu

Kinerja masing-masing model individu diukur menggunakan metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Tabel 7 merangkum hasil evaluasi untuk *Random Forest*, *Naive Bayes*, dan *Support Vector Machine (SVM)*.

Tabel 7. Jenis Matriks Akurasi Model Individu

Model	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
Random Forest	75.2 %	0.76	0.74	0.75
Naive Bayes	71.5 %	0.73	0.70	0.71
SVM	73.8 %	0.75	0.72	0.73

Hasil menunjukkan bahwa *Random Forest* memiliki akurasi tertinggi dibandingkan model lainnya, yaitu 75.2%, diikuti oleh *Support Vector Machine* (73.8%) dan *Naive Bayes* (71.5%).

Dari hasil evaluasi model individu, dapat disimpulkan bahwa:

1. *Random Forest* memiliki performa terbaik dengan akurasi 75.2%, namun masih kesulitan menangani komentar yang bersifat ambigu atau mengandung sarkasme.
2. *Naive Bayes* memiliki keunggulan dalam kecepatan pemrosesan, tetapi kurang efektif dalam menangkap konteks kalimat yang lebih kompleks.
3. *Support Vector Machine* memiliki keseimbangan antara *precision* dan *recall*, namun membutuhkan waktu pemrosesan yang lebih lama dan kurang fleksibel terhadap *noise* dalam teks.

Ketiga model memiliki kelebihan dan kekurangan masing-masing, sehingga tidak ada satu model individu yang dapat menangani semua tantangan dalam analisis sentimen secara

optimal. Oleh karena itu, metode ensemble learning diperlukan untuk menggabungkan keunggulan dari setiap model guna meningkatkan akurasi dan stabilitas prediksi dalam klasifikasi sentimen [20].

Evaluasi Model Ensemble

Ensemble model menggunakan *VotingClassifier* untuk menggabungkan hasil prediksi dari *Random Forest*, *Naive Bayes*, dan *SVM*. Hasil evaluasi menunjukkan peningkatan akurasi menjadi 77.4%, seperti yang dirangkum dalam tabel 8.

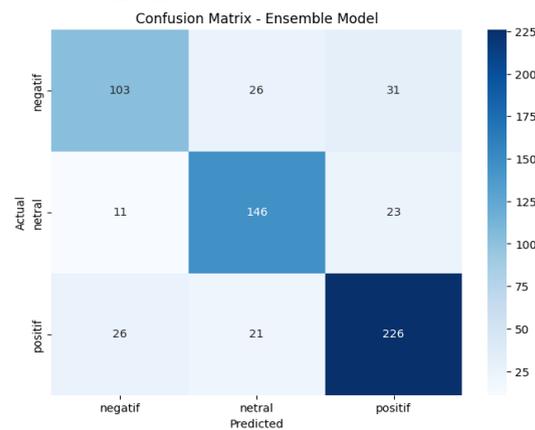
Tabel 8. Jenis Matriks Model Ensemble

Model	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
Ensemble (Voting)	77.4 %	0.78	0.76	0.77

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa *VotingClassifier* berhasil meningkatkan akurasi menjadi 77.4%, mengalami peningkatan 2.2% dibandingkan model individu terbaik (*Random Forest*, 75.2%). Selain itu, *precision*, *recall*, dan *F1-score* juga mengalami peningkatan, yang menunjukkan bahwa pendekatan *ensemble* mampu mengurangi kesalahan klasifikasi yang terjadi pada model individu.

Analisis Confusion Matrix

Hasil prediksi dianalisis lebih lanjut menggunakan *confusion matrix* untuk memahami distribusi kesalahan klasifikasi pada masing-masing kategori sentimen. Gambar 4 menunjukkan *confusion matrix* untuk *ensemble model*.



Gambar 4. Confusion Matrix

Berdasarkan Confusion Matrix, distribusi sentimen adalah sebagai berikut:

1. Sentimen Negatif
 - a. Total komentar dengan sentimen asli negatif: 160 komentar
 - b. Komentar yang benar diklasifikasikan sebagai negatif (*True Negative*): 103 komentar
 - c. Komentar negatif yang salah diklasifikasikan sebagai netral: 26 komentar
 - d. Komentar negatif yang salah diklasifikasikan sebagai positif: 31 komentar
 - e. Akurasi untuk sentimen negatif 64,38%.
2. Sentimen Netral
 - a. Total komentar dengan sentimen asli netral: 180 komentar
 - b. Komentar yang benar diklasifikasikan sebagai netral (*True Netral*): 146 komentar
 - c. Komentar netral yang salah diklasifikasikan sebagai negatif: 11 komentar
 - d. Komentar netral yang salah diklasifikasikan sebagai positif: 23 komentar
 - e. Akurasi untuk sentimen netral: 81,11%

3. Sentimen Positif

- a. Total komentar dengan sentimen asli positif: 273 komentar
- b. Komentar yang benar diklasifikasikan sebagai positif (*True Positive*): 226 komentar
- c. Komentar positif yang salah diklasifikasikan sebagai negatif: 26 komentar
- d. Komentar positif yang salah diklasifikasikan sebagai netral: 21 komentar
- e. Akurasi untuk sentimen positif: 82,78.

Hasil analisis menunjukkan bahwa model *Voting Classifier* memiliki akurasi terbaik sebesar 77.4%, mengungguli model individu seperti *Random Forest*, *Naive Bayes*, dan *Support Vector Machine*. Analisis *Confusion Matrix* mengungkapkan bahwa sentimen positif lebih mudah diklasifikasikan dibandingkan sentimen negatif dan netral, yang sering mengalami kesalahan klasifikasi.

Visualisasi *Word Cloud* menunjukkan bahwa diskusi dalam komentar Instagram didominasi oleh kata-kata terkait desain jersey, dengan variasi opini yang mencerminkan sentimen pengguna. Model yang digunakan cukup efektif dalam menganalisis sentimen secara keseluruhan, meskipun masih terdapat tantangan dalam menangani komentar dengan sarkasme, negasi, dan konteks ambigu.

KESIMPULAN

Melalui penerapan kombinasi metode *machine learning* dan *ensemble model*, sejumlah temuan penting berhasil diidentifikasi dalam analisis sentimen komentar Instagram terhadap desain jersey timnas sepak bola Indonesia. Beberapa poin utama yang dapat disimpulkan adalah sebagai berikut:

1. Model individu menunjukkan performa yang beragam, dengan *Random Forest* mencatat akurasi tertinggi sebesar 75,2%, diikuti oleh *SVM* dengan akurasi 73,8% dan *Naive Bayes* sebesar 71,5%. *Random Forest* unggul dalam menangani data yang kompleks dan memberikan prediksi yang lebih stabil dibandingkan model individu lainnya.
2. Penerapan *ensemble model* menggunakan *VotingClassifier* berhasil meningkatkan akurasi keseluruhan menjadi 77,4%, mencatat peningkatan sebesar 2,2% dibandingkan model individu terbaik. Pendekatan ini menggunakan kekuatan dari ketiga algoritma (*Random Forest*, *Naive Bayes*, dan *SVM*), sehingga mampu mengurangi kesalahan prediksi yang terjadi pada model individu.
3. Berdasarkan *confusion matrix*, tingkat kesalahan klasifikasi tertinggi terjadi pada kategori sentimen negatif dan netral. Banyak komentar netral diklasifikasikan secara salah sebagai positif atau negatif karena kurangnya ekspresi eksplisit dalam teks. Komentar negatif juga sering salah diprediksi, terutama karena adanya unsur sarkasme atau penggunaan kata-kata dengan konteks implisit.
4. Komentar di Instagram sering kali mengandung bahasa gaul dan campuran bahasa Inggris dan Indonesia, yang menambah kompleksitas dalam proses analisis sentimen. Selain itu, penggunaan emoji memberikan tantangan tambahan karena maknanya yang kontekstual tidak selalu dapat diinterpretasikan dengan baik oleh algoritma.
5. Tantangan utama lainnya adalah kesulitan dalam mendeteksi sarkasme, yang memengaruhi akurasi model dalam mengklasifikasikan sentimen negatif.

DAFTAR PUSTAKA

- A. Fitri, N. Azizah, and V. P. Ramadhan, "Komparasi Naïve Bayes dan K-NN Dalam Analisis Sentimen di Twitter Terhadap Kemenangan Paslon 02," *J-INTECH (Journal Inf. Technol.*, no. 204, pp. 228–237, 2024.
- A. Herliana and S. S. Muawiyah, "Komparasi Optimasi Analisis Sentimen Cyberbullying Pada

- Instagram Berbasis Particle Swarm Optimization,” *J. Responsif Ris. Sains dan Inform.*, vol. 6, no. 1, pp. 43–53, 2024, doi: 10.51977/jti.v6i1.1419.
- A. Tholib, Implementasi Algoritma Machine Learning Berbasis WEB dengan Framework Streamlit, vol. 1. 2023
- A. Y. Simanjuntak, I. S. S. Simatupang, and Anita, “Implementasi Data Mining Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Untuk Data Kenaikan Pangkat Dinas,” *J. Sci. Soc. Res.*, vol. 4307, no. 1, pp. 85–91, 2022.
- C. Suratnoaji, Nurhadi, and Y. Candrasari, *Buku Metode Analisis Media Sosial Berbasis Big Data*. 2019.
- F. A. Larasati, D. E. Ratnawati, and B. T. Hanggara, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Dana dengan Metode Random Forest,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 6, no. 9, pp. 4305–4313, 2022.
- I. Widaningrum, D. Mustikasari, R. Arifin, S. L. Tsaqila, and D. Fatmawati, “Algoritma Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) dan K-Means Clustering Untuk Menentukan Kategori Dokumen,” *Pros. Semin. Nas. Sist. Inf. dan Teknol.*, pp. 145–149, 2022.
- J. M. Polgan et al., “Optimalisasi Algoritma Naive Bayes Dengan Teknik Ensemble Dalam Analisis Sentimen Twitter Pantai Kartini Jepara,” *J. Minfo Polgan*, vol. 13, pp. 1331–1341, 2024.
- L. Rangga, A. Tarigan, T. Informatika, R. Forest, O. Fitur, and F. Selection, “Optimalisasi Fitur Dengan Forward Selection Pada Estimasi Tingkat Penyakit Paru-paru Menggunakan Algoritma Klasifikasi Random Forest,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 5, pp. 10341–10348, 2024.
- M. A. Palomino and F. Aider, “Evaluating the Effectiveness of Text Pre-Processing in Sentiment Analysis,” *MDPI*, vol. 12, no. 17, 2022.
- M. F. Y. Herjanto and C. Carudin, “Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Sirekap Pada Play Store Menggunakan Algoritma Random Forest Classifier,” *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 2, pp. 1204–1210, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i2.4192.
- M. Y. Aldean, P. Paradise, and N. A. Setya Nugraha, “Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Vaksinasi Covid-19 di Twitter Menggunakan Metode Random Forest Classifier (Studi Kasus: Vaksin Sinovac),” *J. Informatics, Inf. Syst. Softw. Eng. Appl.*, vol. 4, no. 2, pp. 64–72, 2022, doi: 10.20895/inista.v4i2.575.
- N. K. Adinda Marzella, Edwin Rizal, “Penggunaan Instagram Sebagai Media Penyebaran Informasi Di Instagram @folkative,” *J. Sci. Res. Dev.*, vol. 6, no. 1, pp. 1929–1950, 2024.
- N. Safitri, “Evaluasi Lima Program Unggulan Baznas Dengan Sentimen Analisis Instagram,” *I-FINANCE a Res. J. Islam. Financ.*, vol. 10, no. 02, pp. 452–464, 2024.
- Oryza Habibie Rahman, Gunawan Abdillah, and Agus Komarudin, “Klasifikasi Ujaran Kebencian pada Media Sosial Twitter Menggunakan Support Vector Machine,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 1, pp. 17–23, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i1.2700.
- R. Merdiansah and A. Ali Ridha, “Sentiment Analysis of Indonesian X Users Regarding Electric Vehicles Using IndoBERT,” *J. Ilmu Komput. dan Sist. Inf. (JIKOMSI)*, vol. 7, no. 1, pp. 221–228, 2024.
- R. Parluka, S. Ilham Pradika, A. Muhammad Hakim, and K. Rachman N.M, “Analisis Sentimen Twitter Terhadap Bitcoin dan Cryptocurrency Berbasis Python TextBlob,” *J. Ilm. Teknol. Inf. dan Robot.*, vol. 2, no. 2, pp. 33–37, 2020, doi: 10.33005/jifti.v2i2.22.
- R. Z. Firdaus, S. H. Wijoyo, and W. Purnomo, “Analisis Sentimen Berbasis Aspek Ulasan Pengguna Aplikasi Alfagift Menggunakan Metode Random Forest dan Pemodelan Topik Latent Dirichlet Allocation,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 9, no. 2, pp. 1–10, 2025.
- S. Mulyani and R. Novita, “Implementation of the Naive Bayes Classifier Algorithm for Classification of Community Sentiment About Depression on Youtube,” *J. Tek. Inform.*, vol. 3, no. 5, pp. 1355–1361, 2022, doi: 10.20884/1.jutif.2022.3.5.374.
- Y. Turnandes, A. A. Irwanda, Vebby, and R. Afrilli, “Analisis Sentimen pada Ulasan Kegiatan Seminar Nasional Sistem Informasi dan Teknologi Komputer 2023 menggunakan Natural Language Processing (NLP),” *J. Karya Ilm. Multidisiplin*, vol. 4, no. 2, pp. 101–109, 2024.