

Analisis Sentimen Terhadap Komentar Pada Video Viral (Fyp) Tiktok Menggunakan Metode Naïve Bayes

Putra Weka Pratama¹, Endang Wahyu Pamungkas²

^{1,2}Fakultas Komunikasi dan Informatika, Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Surakarta, Surakarta, Indonesia

E-mail: ¹l200190175@student.ums.ac.id, ²ewp123@ums.ac.id

(* : corresponding author)

Abstrak

Analisis sentimen atau opinion mining merupakan metode yang digunakan untuk mengidentifikasi opini publik yang diekspresikan dalam bentuk teks pada media sosial. Pendekatan ini bermanfaat untuk memahami respons masyarakat terhadap suatu fenomena tanpa perlu melakukan survei konvensional. Penelitian ini berfokus pada analisis sentimen komentar pengguna pada video viral TikTok yang masuk kategori For You Page (FYP). Dataset penelitian diperoleh melalui proses crawling komentar dan menghasilkan 12.494 komentar, yang kemudian diproses melalui tahapan preprocessing meliputi case folding, normalisasi teks, stopword removal, dan stemming. Klasifikasi sentimen dilakukan menggunakan metode Naïve Bayes dengan pembobotan Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) dan dua kelas sentimen, yaitu positif dan negatif. Data dibagi menggunakan skema 80% data latih dan 20% data uji. Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode yang diusulkan mampu mencapai akurasi terbaik sebesar 90%, sehingga membuktikan bahwa kombinasi preprocessing yang lengkap dan pembobotan TF-IDF efektif dalam meningkatkan performa klasifikasi sentimen komentar pada video FYP TikTok.

Kata kunci: for your page, analisis sentimen, naive bayes, tiktok, viral

Abstract

Sentiment analysis, or opinion mining, is a method used to identify public opinions expressed in textual form on social media platforms. This approach is useful for understanding public responses to a particular phenomenon without the need for conventional survey methods. This study focuses on sentiment analysis of user comments on viral TikTok videos categorized under the For You Page (FYP). The dataset was obtained through a comment crawling process, resulting in 12,494 comments, which were then processed through preprocessing stages including case folding, text normalization, stopword removal, and stemming. Sentiment classification was performed using the Naïve Bayes method with Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) weighting and two sentiment classes, namely positive and negative. The data were split using an 80% training and 20% testing scheme. Experimental results show that the proposed method achieved a best accuracy of 90%, demonstrating that the combination of comprehensive preprocessing and TF-IDF weighting effectively improves the performance of sentiment classification on comments from TikTok FYP videos.

Keywords: for your page, sentiment analysis, naive bayes, tiktok, viral

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital pada era saat ini berlangsung sangat pesat [1]. Kondisi tersebut mendorong masyarakat untuk semakin akrab dengan berbagai inovasi digital, sehingga hampir seluruh aktivitas kehidupan sehari-hari tidak dapat dipisahkan dari proses digitalisasi. Salah satu wujud nyata dari perkembangan tersebut adalah meningkatnya penggunaan media sosial sebagai sarana komunikasi dan pertukaran informasi.

Media sosial merupakan salah satu sarana utama yang digunakan masyarakat untuk mengekspresikan pemikiran, pendapat, serta tanggapan terhadap berbagai peristiwa yang terjadi di lingkungan sekitarnya. Berbagai aktivitas sosial, ekonomi, politik, dan budaya yang berlangsung di masyarakat sering kali menjadi topik diskusi di media sosial, sehingga platform ini menjadi ruang publik digital bagi pengguna untuk menyuarakan opini mereka [2]. Karakteristik media sosial yang mudah diakses dan bersifat gratis turut mendorong peningkatan jumlah pengguna, yang pada akhirnya menghasilkan data interaksi dalam jumlah besar.

Melalui media sosial, individu tidak hanya membagikan konten berupa berita, hiburan, atau informasi lainnya, tetapi juga mengekspresikan emosi, sikap, dan pandangan pribadi mereka.

Ekspresi tersebut tercermin dalam bentuk ulasan, komentar, dan tanggapan terhadap konten yang dikonsumsi. Beragam isu, seperti kebijakan publik, ketidakadilan sosial, hubungan internasional, kondisi ekonomi, bencana alam, olahraga, hingga budaya, menjadi bahan diskusi yang memunculkan opini publik dalam bentuk teks. Besarnya volume data yang dihasilkan dari aktivitas interaksi pengguna media sosial menjadikan proses analisis secara manual tidak lagi efektif, terutama ketika data yang dianalisis berskala besar dan terus bertambah. Sebagai contoh, respons atau dukungan publik yang muncul dalam bentuk komentar sulit dianalisis secara langsung tanpa bantuan metode komputasi. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan analisis data berbasis komputasi untuk mengolah dan mengekstraksi informasi penting dari data tersebut secara efisien[3].

Media sosial mengalami perkembangan yang sangat pesat seiring dengan meningkatnya jumlah pengguna dari berbagai kelompok usia. Perkembangan ini menjadikan media sosial sebagai platform daring yang berperan penting dalam memfasilitasi interaksi, pertukaran informasi, serta pembentukan jejaring sosial secara global [4]. Peran strategis tersebut menjadikan media sosial sebagai sarana komunikasi utama dan objek kajian yang relevan dalam berbagai penelitian.

Melalui media sosial, pengguna dapat mengekspresikan pemikiran, perasaan, dan pandangan mereka terhadap berbagai isu. Aktivitas tersebut tercermin dalam bentuk ulasan, komentar, dan tanggapan terhadap konten yang dikonsumsi, baik berupa berita, hiburan, maupun informasi lainnya. Beragam topik seperti isu sosial, politik, ekonomi, olahraga, hingga budaya menjadi bahan diskusi yang memunculkan opini publik dalam bentuk teks di media sosial.

Tingginya intensitas interaksi pengguna menyebabkan media sosial menghasilkan data teks dalam jumlah yang sangat besar. Kondisi ini menjadikan proses analisis secara manual tidak lagi efektif, terutama ketika data yang dianalisis berskala besar dan terus bertambah. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan berbasis komputasi untuk mengolah dan mengekstraksi informasi penting dari data tersebut secara efisien.

Di samping manfaatnya sebagai sarana komunikasi dan informasi, media sosial juga memiliki potensi dampak negatif. Penyebaran komentar bernada negatif, provokatif, atau bermuatan ujaran kebencian dapat terjadi dengan cepat akibat sifat viral media daring. Fenomena seperti *cyberbullying* berpotensi menimbulkan konflik sosial dan keresahan di masyarakat, sehingga pemahaman terhadap pola sentimen yang muncul dalam interaksi pengguna media sosial menjadi hal yang penting untuk dikaji [5].

Salah satu platform media sosial yang saat ini memiliki tingkat popularitas dan pertumbuhan pengguna yang sangat tinggi adalah TikTok. TikTok merupakan aplikasi berbagi video yang diluncurkan pada tahun 2016 dan menyediakan berbagai fitur interaktif. Berdasarkan laporan perusahaan riset pasar aplikasi mobile Sensor Tower pada Juli 2020, Indonesia menempati peringkat kedua sebagai negara dengan jumlah pengguna TikTok terbanyak, yaitu sebesar 8,5 persen, setelah Amerika Serikat yang mencapai 9,7 persen [6]. Tingginya jumlah pengguna tersebut menunjukkan besarnya volume interaksi yang terjadi, khususnya pada kolom komentar video TikTok.

Video yang masuk ke kategori *For You Page* (FYP) memiliki tingkat viralitas yang tinggi, sehingga mampu menjangkau pengguna dalam jumlah besar dalam waktu singkat dan menghasilkan komentar yang sangat banyak. Karakteristik ini menjadikan komentar pada video FYP sebagai sumber data yang potensial untuk dianalisis guna memahami tanggapan dan sentimen masyarakat terhadap suatu konten.

Berdasarkan kondisi tersebut, diperlukan suatu sistem yang mampu menganalisis sentimen komentar pengguna pada video viral TikTok. Analisis sentimen merupakan pendekatan berbasis komputasi yang digunakan untuk mengidentifikasi dan menafsirkan opini, sikap, serta emosi yang terkandung dalam teks berbahasa alami [7]. Pendekatan ini berfokus pada penggalian makna yang berkaitan dengan evaluasi, penilaian, dan suasana hati yang tercermin dalam suatu pernyataan atau teks.

Dalam penelitian ini, metode Naïve Bayes dipilih sebagai algoritma klasifikasi sentimen. Naïve Bayes merupakan algoritma yang banyak digunakan dalam klasifikasi dokumen dan analisis teks karena memiliki tingkat efisiensi yang tinggi, mudah diterapkan, serta mampu menangani data berukuran besar dengan karakteristik yang beragam [8]. Algoritma ini didasarkan pada teorema Bayes dengan asumsi independensi antar fitur, sehingga meskipun bersifat sederhana, tetap mampu memberikan performa yang baik dalam berbagai domain klasifikasi teks [9] [10] [11].

Berbagai penelitian terdahulu menunjukkan bahwa metode Naïve Bayes telah banyak diterapkan dalam analisis sentimen pada media sosial, termasuk pada komentar YouTube, TikTok, dan TikTok Shop, dengan tingkat akurasi yang bervariasi antara 52% hingga 88% [12]. Penelitian-penelitian tersebut umumnya menerapkan tahapan *preprocessing* seperti *cleansing*, *tokenizing*, dan *stemming* untuk meningkatkan performa klasifikasi. Penelitian sebelumnya masih berfokus pada platform media sosial secara umum dan belum secara khusus mengkaji karakteristik komentar pada video yang masuk ke kategori *For You Page* (FYP).

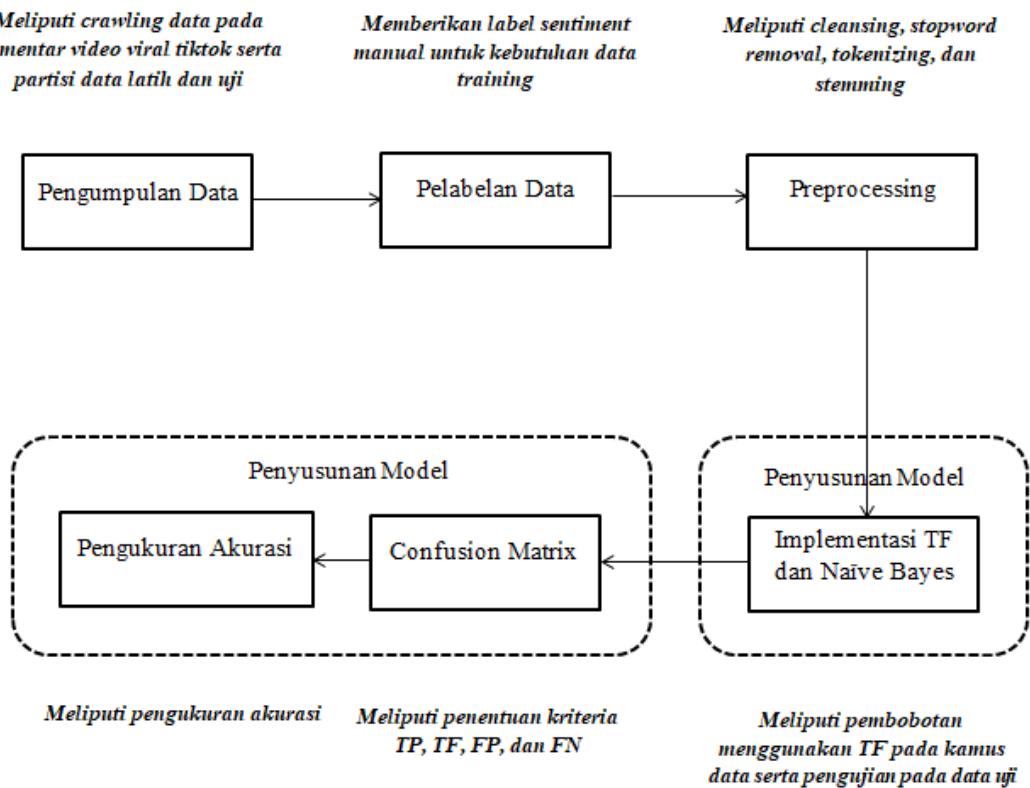
Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan untuk menganalisis sentimen komentar pada video FYP TikTok menggunakan metode Naïve Bayes dengan pembobotan TF-IDF. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi empiris dalam mengevaluasi efektivitas metode Naïve Bayes pada konteks komentar video FYP TikTok berbahasa Indonesia, sekaligus mengisi celah penelitian yang masih terbatas pada kajian sentimen di kategori konten tersebut..

Penelitian berjudul “Penerapan Algoritma Naive Bayes dan SVM untuk Analisis Sentimen terhadap Penggunaan True Wireless Stereo (TWS)” yang membandingkan performa kedua algoritma dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna. Penelitian lain berjudul “Sentiment Analysis on Product Reviews with Natural Language Processing (NLP) Method: Case Study Zalika Store 88 Shopee” menunjukkan bahwa metode NLP dan pembelajaran mesin efektif digunakan untuk mengolah teks ulasan produk pada platform e-commerce. Selain itu, studi “Analisis Sentimen Wisata Air Terjun di Kabupaten Lombok Tengah Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM)” menegaskan bahwa kombinasi tahapan *preprocessing* dan evaluasi dengan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score penting untuk memperoleh model klasifikasi sentimen yang handal.

Meskipun ketiga penelitian tersebut membuktikan bahwa algoritma seperti Naïve Bayes dan SVM dapat bekerja dengan baik dalam analisis sentimen pada berbagai konteks media dan domain, tidak satu pun yang secara spesifik meneliti komentar pada video For You Page (FYP) TikTok yang memiliki karakteristik penyebaran viral dan dinamika wacana yang sangat cepat. Sampai saat ini, juga belum banyak penelitian yang secara khusus berfokus pada analisis sentimen komentar video FYP TikTok bertema politik, seperti konten akun politikinaja, dengan pendekatan crawling komentar skala besar, pelabelan sentimen berbasis leksikon, serta penggunaan Naïve Bayes dengan pembobotan TF-IDF sebagai baseline yang kemudian dibandingkan dengan Multinomial Naïve Bayes dan SVM pada dataset dan fitur yang sama. Oleh karena itu, masih terdapat celah penelitian dalam kajian analisis sentimen komentar pada video FYP TikTok untuk memetakan pola sentimen pengguna terhadap konten viral politik secara lebih komprehensif, dan celah inilah yang berusaha diisi oleh penelitian ini.

2. METODE PENELITIAN

Proses penelitian yang bertujuan untuk mengidentifikasi klasifikasi sentimen masyarakat terhadap video viral di TikTok dilaksanakan melalui beberapa tahapan sistematis. Ilustrasi mengenai alur tahapan penelitian tersebut bisa dilihat pada Gambar 2.1 berikut ini:



Gambar 1. Diagram Alir Metode Penelitian

Tahapan-tahapan penelitian yang disajikan pada Gambar 1 dapat diuraikan secara rinci sebagai berikut:

2.1. Pengumpulan Data

Data penelitian diperoleh melalui proses *crawling* komentar pada video viral TikTok yang masuk kategori For You Page (FYP) dengan menggunakan layanan pihak ketiga Apify. Proses *crawling* dilakukan dengan menyalin seluruh komentar dari URL video TikTok yang telah ditentukan, kemudian data disimpan dalam format CSV.

Jumlah data mentah yang berhasil dikumpulkan pada tahap ini adalah sebanyak 12.494 komentar, yang selanjutnya digunakan sebagai dataset awal penelitian. Data tersebut merupakan komentar publik yang merepresentasikan respons pengguna TikTok terhadap konten video viral.

2.2. Preprocessing

Preprocessing bertujuan menghasilkan data yang siap digunakan dalam tahap pemodelan. Dalam proses ini, data ulasan berfungsi sebagai training data dan testing data dibersihkan dari berbagai bentuk noise contohnya tautan (link), tanda “@”, stopword, simbol, angka, konversi gambar maupun video, serta hashtag. Tahapan preprocessing terdiri atas beberapa langkah, yaitu *case folding*, *cleansing*, *stopword removal*, *convert emoticon*, *convert negation*, *tokenizing* dan *stemming*.

a. Case Folding

Tahap pengubahan pada huruf capital menjadi huruf kecil. Langkah ini bertujuan untuk menyeragamkan penulisan sehingga konsistensi data dapat terjaga dalam proses pengolahan. Nantinya akan dilakukan penghilangan character yang bukan merupakan huruf.

b. Normalisasi Kata

Normalisasi kata yang merupakan proses dengan bertujuan melakukan koreksi kata yang tak dikenali menjadi kata yang dapat dikenali untuk beberapa kasus. Kata-kata tersebut nantinya dirangkum dalam kamus normalisasi kata. Contohnya pada perubahan kata “bsk” menjadi “besok” dan “good” menjadi “bagus”.

c. *Remove Stopwords*

Dilakukan untuk menghilangkan kata-kata yang tidak mempunyai makna signifikan atau tidak memberikan kontribusi terhadap penentuan sentimen dalam analisis data teks. Contoh kata pada kamus *remove stopwords* adalah “ia”, “saya”, “kita”, “dia”, “kapan”.

d. *Stemming*

Proses *stemming* merupakan tahapan yang bertujuan mengembalikan setiap kata ke bentuk dasarnya. Melalui proses ini, analisis makna kata menjadi lebih mudah dilakukan karena setiap kata telah direduksi ke bentuk dasar yang merepresentasikan makna utamanya. Contohnya pada penerapan kata “berlarian” menjadi “lari” [13].

2.3. Pelabelan Data

Proses pelabelan sentimen dilakukan menggunakan pendekatan lexicon-based, dengan memanfaatkan kamus kata positif dan negatif berbahasa Indonesia. Setiap komentar dihitung skor sentimennya berdasarkan akumulasi bobot kata, kemudian diberikan label:

- 1) positif, jika skor > 0
- 2) negatif, jika skor < 0
- 3) netral, jika skor $= 0$

Dari total 12.494 komentar, hasil pelabelan menghasilkan tiga kelas sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral. Namun, pada tahap pemodelan, komentar dengan label netral tidak digunakan, sehingga hanya komentar dengan sentimen positif dan negatif yang dilibatkan dalam proses pelatihan model.

2.4. Pembagian Data

Setelah proses pelabelan, dataset dibagi menggunakan skema 80% data latih dan 20% data uji (train-test split). Pembagian data dilakukan satu kali dengan pengacakan data untuk menjaga representativitas distribusi sentimen. Skema pembagian ini digunakan untuk melatih model menggunakan data latih dan mengevaluasi performa model menggunakan data uji yang belum pernah dilihat sebelumnya.

2.5. Pembobotan TF-IDF

Data teks yang telah dibagi selanjutnya direpresentasikan dalam bentuk numerik menggunakan metode Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF). Metode ini digunakan untuk memberikan bobot pada setiap kata berdasarkan tingkat kepentingannya dalam keseluruhan dokumen, sehingga kata yang sering muncul namun jarang ditemukan di dokumen lain akan memiliki bobot lebih tinggi.

2.6. Penyusunan Model

Tahap penyusunan model merupakan proses pembentukan sistem klasifikasi sentimen. Data yang telah melalui tahap preprocessing selanjutnya diberikan pembobotan menggunakan metode Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF). Pembobotan ini bertujuan untuk merepresentasikan tingkat kepentingan setiap kata sebelum data dikelompokkan menjadi dua kelas sentimen, yaitu positif dan negatif, dengan menerapkan algoritma Naïve Bayes Classifier. Perhitungan TF-IDF diawali dengan menentukan nilai Term Frequency (TF) pada setiap kata, kemudian dilanjutkan dengan menghitung Inverse Document Frequency (IDF) melalui fungsi logaritmik terhadap nilai Document Frequency (DF) yang diperoleh. Bobot akhir kata ditentukan dengan mengalikan nilai TF dan IDF, yang selanjutnya digunakan sebagai dasar proses klasifikasi menggunakan Naive Bayes.

Proses pengujian model dilakukan untuk mengukur tingkat ketepatan prediksi sistem dengan memanfaatkan dataset yang telah dibersihkan. Pengujian dilakukan sebanyak empat kali menggunakan skema pembagian data latih dan data uji, 80%:20%. Pada tahap pelatihan, model probabilistik dibangun berdasarkan data training dengan menentukan nilai prior probability, kemudian dilanjutkan dengan perhitungan conditional probability. Selanjutnya, hasil prediksi diperoleh melalui pengujian menggunakan data testing. Kinerja model yang dihasilkan

dievaluasi menggunakan confusion matrix untuk menetapkan kriteria evaluasi serta menghitung tingkat akurasi sistem.

2.7. Confusion Matrix

Merupakan metode yang digunakan untuk menghitung tingkat akurasi dalam konsep data mining [14]. Presisi, atau yang dikenal sebagai confidence, menggambarkan persentase kasus prediksi positif yang ternyata benar positif berdasarkan data yang sesungguhnya. Recall atau sensitivity menunjukkan persentase kasus positif aktual yang berhasil diklasifikasikan sebagai positif secara tepat. [15].

Struktur Confusion Matrix 2×2 yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 1, yang terdiri atas empat komponen utama, yaitu True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN).

Tabel 1. Confusion Matrix

Aktual	Classified as	
	+	-
+	TP (<i>True positives</i>)	FN (<i>False negative</i>)
-	FP (<i>False positives</i>)	TN (<i>True negative</i>)

Keterangan:

- 1) TP (*True Positif*) : Prediksi positif dan memang positif
- 2) TN (*True Negatif*) : Prediksi negatif dan memang negatif
- 3) FN (*False Negatif*) : Prediksi negatif tapi sebenarnya positif
- 4) FP (*False Positif*) : Prediksi positif tapi sebenarnya negatif

Berdasarkan Tabel 1, nilai akurasi dihitung sebagai perbandingan antara jumlah prediksi yang benar terhadap keseluruhan data yang diuji. Secara matematis, perhitungan akurasi dirumuskan pada Persamaan (1).

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (1)$$

Precision didefinisikan sebagai perbandingan antara jumlah item relevan yang berhasil terpilih dengan total seluruh item yang dipilih. Dengan kata lain *precision* menunjukkan tingkat kesesuaian antara informasi yang diminta dan hasil yang diberikan oleh sistem. Adapun rumus *precision* ditunjukkan pada Persamaan (2).

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

Nilai *precision* dapat dinyatakan dalam bentuk persentase (1–100%) maupun dalam skala desimal (0–1). Suatu sistem rekomendasi dikategorikan memiliki kinerja yang baik apabila menghasilkan nilai *precision* yang tinggi.

2.8. Pengukuran Akurasi

Pengukuran kinerja model klasifikasi sentimen dilakukan menggunakan *Confusion Matrix*. Nilai akurasi digunakan untuk menunjukkan tingkat ketepatan model dalam mengklasifikasikan data uji secara keseluruhan. Perhitungan nilai akurasi dirumuskan pada Persamaan (1).

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (1)$$

Persamaan (1) tersebut digunakan sebagai dasar untuk menghitung tingkat akurasi keseluruhan dari seluruh kandidat yang diuji.

Mengukur efektivitas metode yang diusulkan dengan metode baseline menggunakan algoritma Naïve Bayes dengan pembobotan TF. Hasil pengujian menunjukkan bahwa nilai akurasi, precision, recall, dan F1-Score lebih tinggi dibandingkan metode baseline. Ini

menunjukkan bahwa penggunaan TF-IDF mampu meningkatkan performa klasifikasi sentiment.

Hasil pengujian menunjukkan metode yang diusulkan yaitu Naïve Bayes dengan pembobotan TF-IDF memberikan kinerja sangat baik dibandingkan metode baseline. Dibandingkan Naïve Bayes berbasis TF, Multinomial Naïve Bayes dan Support Vector Machine. Metode usulan menghasilkan akurasi dan F1-Score tertinggi. Hal ini menunjukkan bahwa kombinasi processing lengkap dan pembobotan TF-IDF mampu meningkatkan performa klasifikasi sentiment.

Dalam penelitian ini, Naïve Bayes dengan pembobotan TF-IDF digunakan sebagai metode baseline untuk klasifikasi sentimen komentar video FYP TikTok. Sebagai pembanding, diterapkan dua metode lain, yaitu Multinomial Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM) dengan kernel linear yang menerapkan fitur dan data latih yang sama.

Ketiga metode tersebut dievaluasi menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-Score yang dihitung dari confusion matrix pada data uji, sehingga perbedaan performa antar metode dapat dianalisis secara kuantitatif dan objektif.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Pengumpulan Data

Memanfaatkan layanan pihak ketiga, yaitu Apify, yang berfungsi untuk melakukan proses *crawling* data. Data yang telah dikumpulkan akan menjadi dataset yang akan diteliti. Jumlah yang didapatkan ketika crawling pada social media tiktok terhadap konten @politikinaja dengan laman url: <https://www.tiktok.com/@politikinaja/video/7315723988414549253>. Data yang terkumpul berjumlah 12.494 data.

3.2. *Preprocessing*

Tahap *preprocessing* dilaksanakan setelah seluruh data berhasil dikumpulkan. Proses ini mencakup beberapa langkah yang bertujuan untuk memperoleh data yang telah terolah dan bebas dari gangguan.

a. *Casefolding*

Pada tahap ini dilakukan casefolding, terlihat pada Table 2 dilakukan proses untuk membuat huruf menjadi kecil dan menghilangkan character yang bukan huruf.

Tabel 2. *Casefolding*

Text	casefolding
Wakanda no more, Slepet Wadimor	wakanda no more slepet wadimor
*Disclaimer	disclaimer
all in Gibran	all in gibran
no ok gas	no ok gas
Sumpah Ngakak banget., Boleh Tampil dipentaskan diacara Perayaan Kemenangan Prabowo Gibran Nanti	sumpah ngakak banget boleh tampil dipentaskan diacara perayaan kemenangan prabowo gibran nanti

b. Normalisasi Teks

Pada tahap ini dilakukan proses normalisasi teks, yaitu penyeragaman bentuk penulisan kata agar data menjadi lebih konsisten terlihat pada Tabel 3. Misalnya, kata “no” diubah menjadi “nomor” untuk menyesuaikan dengan kaidah penulisan yang baku.

Tabel 3. Normalisasi Teks

Casefolding	Normalized Text
wakanda no more slepet wadimor	wakanda nomor more slepet wadimor
Disclaimer	disclaimer
all in Gibran	all in gibran
no ok gas	nomor ok gas
sumpah ngakak banget boleh tampil dipentaskan diacara perayaan kemenangan prabowo gibran nanti	sumpah tertawa banget boleh tampil dipentaskan diacara perayaan kemenangan prabowo gibran nanti

c. Remove Stopwords

Pada tahap ini dilakukan *remove stopwords*. Proses tersebut menghilangkan stopwords berdasarkan kamus. Terlihat pada Tabel 4 terdapat penghilangan kata “boleh”.

Tabel 4. Remove Stopwords

Casefolding	Normalized Text
wakanda nomor more slepet wadimor	wakanda nomor more slepet wadimor
Disclaimer	disclaimer
all in Gibran	all in gibran
nomor ok gas	nomor ok gas
sumpah tertawa banget boleh tampil dipentaskan diacara perayaan kemenangan prabowo gibran nanti	sumpah tertawa banget tampil dipentaskan diacara perayaan kemenangan prabowo gibran

d. Stemming

Pada tahap ini dilakukan proses *Stemming*, yang tujuannya untuk mengembalikan kata tersebut ke kata data. Pada Table 5 terlihat ada perubahan dari kata “kemenangan” menjadi “menang” dan kata “perayaan” menjadi “raya”.

Tabel 5. Stemming

stopwordremoval	stemming
wakanda nomor more slepet wadimor	wakanda nomor more slepet wadimor
Disclaimer	disclaimer
all in Gibran	all in gibran
nomor ok gas	nomor ok gas
sumpah tertawa banget tampil dipentaskan diacara perayaan kemenangan prabowo gibran	sumpah tertawa banget tampil pentas acara raya menang prabowo gibran

3.3. Labeling

Proses pelabelan sentimen dilakukan secara manual terhadap komentar yang telah melalui tahap preprocessing. Pada tahap awal, pelabelan menghasilkan tiga kategori sentimen, yaitu positif, netral, dan negatif. Hasil pelabelan awal menunjukkan bahwa sentimen positif mendominasi dataset, diikuti oleh sentimen netral dan negatif.

Namun, pada tahap pemodelan klasifikasi, penelitian ini secara tegas menerapkan klasifikasi biner, yaitu sentimen positif dan negatif. Oleh karena itu, komentar dengan label netral tidak disertakan dalam proses pelatihan maupun pengujian model, guna menjaga konsistensi metode klasifikasi dan evaluasi yang digunakan.

Tabel 6 menyajikan contoh hasil pelabelan sentimen yang digunakan pada tahap pemodelan klasifikasi..

Tabel 6. Labeling

Clean text	sentimen
prabowo presiden nya kerja nya nyata	Positif
sumpah tertawa banget tampil pentas acara raya menang prabowo Gibran	Positif
all in Gibran	Positif
anis cocok jadi presiden rohingnya	Negatif
Prabowo omon omon	Negatif

3.4. Split Data

Dataset dibagi melalui proses *data splitting*, dengan 80% data dialokasikan untuk *training data* dan 20% sisanya untuk *testing data*. *Training data* dilakukan untuk melatih model sementara itu *testing data* dilakukan untuk menguji performa serta kemampuan model dalam melakukan prediksi [16]. Kemudian penentuan variable X sebagai clean text dan variable Y sebagai sentimen.

3.5. TF-IDF

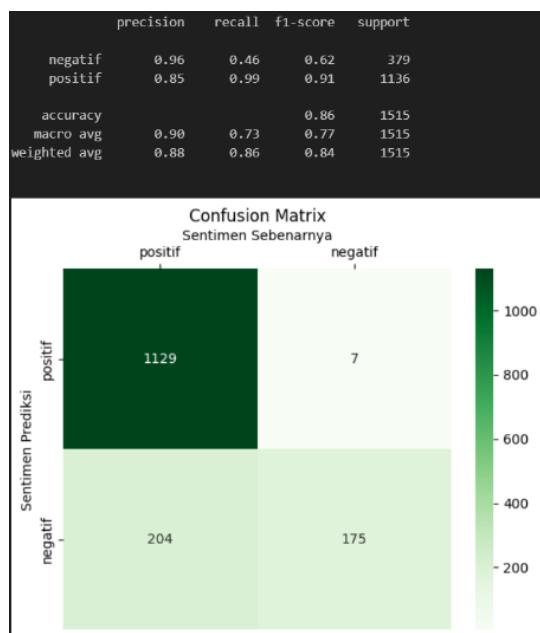
Setelah dilakukan split data kemudian dilakukan TF-IDF untuk menentukan bobot pada clean text pada data training. Penentuan dilakukan berdasarkan frekuensi kemuncul kata pada tiap data.

3.6. Naïve Bayes

Tahap ini melakukan modeling dengan menerapkan algoritma Naïve Bayes Classifier dengan metode Gaussian. Modeling dilakukan dengan menguji model dengan data training. Setelah dilakukan modeling kemudian dilakukan pengujian yang nantinya akan memberikan evaluasi berupa *classification report* dan *confusion matrix*.

3.7. Evaluasi

Tahap akhir penelitian ini menghasilkan evaluasi performa model klasifikasi sentimen komentar TikTok. Hasil evaluasi awal ditampilkan dalam bentuk *confusion matrix* yang disajikan pada gambar berikut:



Gambar 2. Hasil Evaluasi Awal

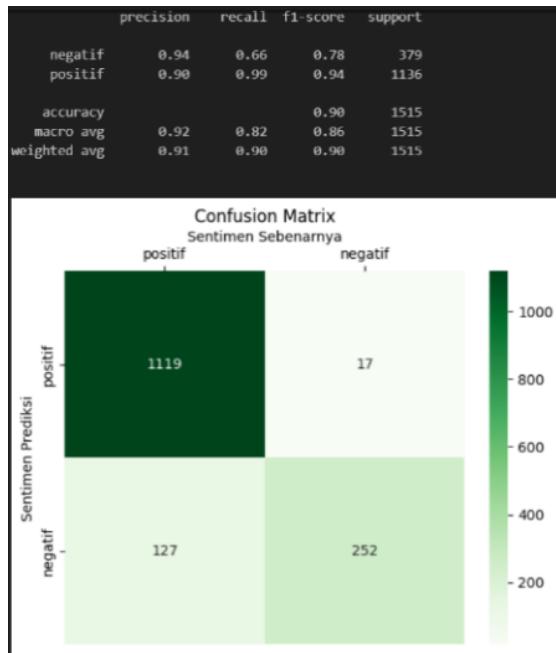
Untuk memvalidasi nilai akurasi yang diperoleh, dilakukan perhitungan *confusion matrix* kelas 2×2 sebagaimana ditunjukkan pada *tabel 2.7 Evaluasi Model Awal*. Berdasarkan 1tabel tersebut, diperoleh nilai (TP) sebesar 1129, (FN) sebesar 7, (FP) sebesar 204, dan (TN) sebesar 175.

Tabel 7. Evaluasi Model Awal

Kelas Aktual \ Prediksi	Positif	Negatif
Positif	1129 (TP)	7 (FN)
Negatif	204 (FP)	175 (TN)

Berdasarkan nilai-nilai tersebut dan perhitungan diperoleh tingkat akurasi sebesar 86% pada konfigurasi awal model. Selanjutnya, dilakukan pengujian lanjutan dengan memvariasikan jumlah fitur yang digunakan untuk mengetahui konfigurasi fitur yang menghasilkan performa terbaik. Hasil perbandingan performa model berdasarkan variasi jumlah fitur ditampilkan pada gambar berikut, yang menunjukkan perubahan nilai akurasi seiring dengan penambahan jumlah fitur.

Hasil perbandingan performa model berdasarkan variasi jumlah fitur tersebut ditampilkan pada Gambar 3, yang menunjukkan perubahan nilai akurasi seiring dengan penambahan jumlah fitur.



Gambar 3. Hasil Perbandingan Performa Model

Hasil pengujian lanjutan menunjukkan peningkatan performa model. *Confusion matrix* kelas 2×2 untuk konfigurasi fitur terbaik ditunjukkan pada **Tabel 3.8**, dengan nilai TP sebesar 1119, FN sebesar 17, FP sebesar 127, dan TN sebesar 252. Berdasarkan perhitungan menggunakan Persamaan (4), diperoleh nilai akurasi sebesar **90,5%**.

Tabel 8. Evaluasi Model Terbaik

Kelas Aktual \ Prediksi	Positif	Negatif
Positif	1119 (TP)	17 (FN)
Negatif	127 (FP)	252 (TN)

Berdasarkan perhitungan konfigurasi fitur terbaik menghasilkan tingkat akurasi sebesar **90,5%**. Hasil evaluasi tersebut menunjukkan bahwa algoritma Naïve Bayes dengan pembobotan TF-IDF memiliki kemampuan klasifikasi yang sangat baik dalam membedakan sentimen positif dan negatif pada komentar TikTok. Nilai *recall* yang tinggi pada kelas positif menunjukkan bahwa model efektif dalam mendeteksi sentimen positif, sementara performa pada kelas negatif masih dapat ditingkatkan pada penelitian selanjutnya.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian dan evaluasi yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode Naïve Bayes dengan pembobotan TF-IDF mampu mengklasifikasikan sentimen komentar pada video FYP TikTok dengan baik. Evaluasi menggunakan confusion matrix kelas 2×2 menunjukkan bahwa model menghasilkan tingkat akurasi sebesar 86% pada konfigurasi awal, dan meningkat hingga 90,5% pada konfigurasi fitur terbaik.

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas 12.494 komentar, yang setelah melalui proses pelabelan, penyaringan, dan preprocessing teks digunakan sebagai data latih dan data uji. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa penerapan tahapan preprocessing yang tepat serta penggunaan pembobotan TF-IDF berperan penting dalam meningkatkan performa model klasifikasi sentimen. Dengan demikian, metode yang diusulkan efektif dalam membedakan sentimen positif dan negatif pada komentar video TikTok.

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat dipertimbangkan untuk pengembangan penelitian selanjutnya. Pertama, penelitian selanjutnya dapat mengkaji penggunaan algoritma klasifikasi lain seperti Deep Learning (LSTM atau

Transformer-based models) untuk membandingkan performanya dengan metode Naïve Bayes dalam analisis sentimen komentar TikTok.

Kedua, penelitian berikutnya dapat memperluas jumlah dan variasi dataset, baik dari sisi topik video, periode waktu pengambilan data, maupun kategori sentimen, sehingga hasil analisis dapat bersifat lebih general dan representatif.

Ketiga, pengembangan penelitian selanjutnya dapat mempertimbangkan penerapan teknik feature selection atau word embedding seperti Word2Vec atau FastText untuk meningkatkan kualitas representasi fitur teks. Selain itu, analisis sentimen multikelas (positif, negatif, dan netral) juga dapat dilakukan untuk memperoleh pemahaman sentimen yang lebih mendalam.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] T. A. Berutu, D. Lorena, R. Sigalingging, and G. Kasih, “Pengaruh Teknologi Digital terhadap Perkembangan Bisnis Modern,” *Neptunus J. Ilmu Komput. Dan Teknol. Inf.*, vol. 2, no. 3, pp. 358–370, 2024, doi: 10.61132/neptunus.v2i3.258.
- [2] S. Mayolaika, V. V. Effendy, C. Delvin, and M. A. Hanif, “Pengaruh Kebebasan Berpendapat Di Sosial Media Terhadap Perubahan Etika Dan Norma Remaja Indonesia,” *J. Kewarganegaraan*, vol. 5, no. 2, pp. 826–836, 2021, doi: 10.31316/jk.v5i2.2083.
- [3] A. Mubarak, “Rancang Bangun Aplikasi Web Sekolah Menggunakan UML (Unified Modeling Language) dan Bahasa Pemrograman PHP (Php Hypertext Preprocessor) Berorientasi Objek,” *JIKO (Jurnal Inform. dan Komputer)*, vol. 2, no. 1, pp. 19–25, 2019, doi: 10.33387/jiko.v2i1.1052.
- [4] A. Rama, W. Simatupang, D. Irfan, and M. Mushkhir, “Konsep media sosial dalam pendidikan sekolah menengah kejuruan (SMK),” *JRTI (Jurnal Ris. Tindakan Indones.)*, vol. 7, no. 4, pp. 72–729, 2022, doi: 10.29210/30032530000.
- [5] F. I. R. Dewi, R. D. Sakuntalawati, and B. Mulyawan, “Pencegahan Cyberbullying Berbasis Pemanfaatan Online Resilience dan Karakter Remaja,” *Deepublish*, pp. 809–820, 2023.
- [6] F. A. P. Sangadji, *et al.*, “The Role of Social Media As a Platform for E-Commerce,” *Vaasan Amm. Univ. Appl. Sci.*, vol. 4, no. 1, pp. 1–7, 2024.
- [7] R. C. Rivaldi and T. D. Wismarini, “Sentiment Analysis on Product Reviews with Natural Language Processing (NLP) Method (Case Study Zalika Store 88 Shopee),” *J. Ilm. Elektron. dan Komput.*, vol. 17, no. 1, pp. 120–128, 2024, doi: 10.51903/elkom.v17i1.1680.
- [8] N. Azise, and A. Gunawan, and A. Baijuri, “Implementasi Algortima Naïve Bayes untuk Klasifikasi Penerima Bantuan Langsung Tunai,” *COREAI: Jurnal Kecerdasan Buatan, Komputasi dan Teknologi Informasi*, vol. 6, no. 2, pp. 158–168, 2025, doi: 10.33650/coreai.v6i2.13189.
- [9] R. L. Pratiwi, Z. I. Alfianti, A. Fauzi, and G. Ginabila, “Penerapan Algoritma Naive Bayes dan SVM untuk Analisis Sentimen terhadap Penggunaan True Wireless Stereo (TWS),” *SKANIKA Sist. Komput. dan Tek. Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 257–268, 2025, doi: 10.36080/skanika.v8i2.3535.
- [10] M. A. M. Setiawan, K. Kusrini, and A. D. Hartono, “Menggunakan Metode Machine Learning Untuk Memprediksi Nilai Mahasiswa Dengan Model Prediksi Multiclass,” *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 10, no. 1, pp. 190–204, 2025, doi: 10.30591/jpit.v10i1.8334.
- [11] R. H. Tinambunan, J. Titaley, and C. E. Mongi, “Klasifikasi Naive Bayes Dalam Memprediksi Tingkat Program Studi Matematika Fmipa Universitas Sam Ratulangi Manado,” *Proses. Semin. Nas. Sains Dan Terap. Vi*, no. April, pp. 141–149, 2022.
- [12] M. S. Hadi, J. Akbar, and M. F. Zulkarnain, “Analisis Sentimen Wisata Air Terjun Di Kabupaten Lombok Tengah Menggunakan Metode Support Vector Machine (Svm),” *SKANIKA Sist. Komput. dan Tek. Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 318–329, 2025, doi: 10.36080/skanika.v8i2.3578.
- [13] A. A. Permana *et al.*, *Machine Learning*, Padang: Pt. Global Eksekutif Teknologi, 2023.

- [Online] Available: <https://repository.bsi.ac.id/repo/files/364253/download/Buku---Machine-Learning.pdf>
- [14] D. Y. Utami, E. Nurlelah, and F. Nur Hasan, "Comparison of Neural Network Algorithms, Naive Bayes and Logistic Regression To Find The Highest Accuracy In Diabetes," *JITE (Journal Informatics Telecommun. Eng.)*, vol. 5, no. 1, pp. 53–64, 2021, doi: 10.31289/jite.v5i1.5201
- [15] K. M. Sujon, R. Hassan, K. Choi, and Md. A. Samad, "Accuracy, precision, recall, f1-score, or MCC? Empirical evidence from advanced statistics, ML, and XAI for evaluating business predictive models," *Journal of Big Data*, vol. 12, no. 1, pp. 1-5, 2025, doi: 10.1186/s40537-025-01313-4.
- [16] R. Ramadhani, S. Z. Harahap., S. Suryadi., and Masrizal., "Analisis Kepuasan Masyarakat Terhadap Kinerja Bupati Labuhanbatu Selatan Periode 2021-2024 Menggunakan Metode Decision Tree dan Naive Bayes," *Journal of Computer Science and Information (JCoInS)*, vol. 6, no. 3, pp. 322–334, 2025.