

Analisis Emosi Komentar Pengguna TikTok terhadap Film Jumbo Menggunakan Metode Naive Bayes

Trisatin Panggabean¹, Raissa Amanda Putri²

^{1,2}Ilmu Komputer, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sumatera Utara, Indonesia

¹trisatinpanggabean@gmail.com, ²raissa.ap@uinsu.ac.id

Info Artikel

Riwayat Artikel:

Received 2025-12-27

Revised 2026-02-13

Accepted 2026-02-20

Abstract – TikTok has become a widely used social media platform where users actively express opinions through comment features. This study aims to classify the emotions contained in TikTok user comments on the Indonesian animated film “Jumbo” using the Naive Bayes Classifier method. The dataset consisted of 1,341 comments collected from the official Visinema Pictures account using the Apify Web Scraper. The collected data were processed through several preprocessing stages, including case folding, tokenization, normalization, stopword removal, and stemming using the Sastrawi library. Emotion labeling was performed based on the Indonesian NRC EmoLex lexicon by categorizing comments into three emotional classes: angry, happy, and sad. Feature extraction was conducted using the TF-IDF weighting method to generate relevant text representations and identify dominant terms in each emotional category. The dataset was divided into 80% training data and 20% testing data to evaluate the model performance. The experimental results show that the Naive Bayes model achieved an accuracy of 78.81%. The emotion distribution indicates that anger was the most dominant class with 904 comments, followed by happy with 415 comments, and sad with 22 comments. The model demonstrated the best performance in the anger class, achieving 100% recall, 75% precision, and an F1-score of 85.71%. However, the classification performance for minority classes, particularly happy and sad, still requires improvement. This research contributes to the development of text mining-based emotion analysis and provides insights into audience emotional responses that may support film evaluation and marketing strategies.

Keywords: Emotion Analysis; Film Jumbo; Naive Bayes; NRC Emolex; Tiktok.

Corresponding Author:

Trisatin Panggabean

Email:

trisatinpanggabean@gmail.com



This is an open access article under the [CC BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/) license.

Abstrak – TikTok merupakan salah satu platform media sosial yang banyak digunakan pengguna untuk mengekspresikan opini melalui komentar. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan emosi komentar pengguna TikTok terhadap film animasi Indonesia “Jumbo” menggunakan metode Naive Bayes Classifier. Data penelitian diperoleh dari akun resmi Visinema Pictures sebanyak 1.341 komentar yang dikumpulkan melalui *Apify Web Scraper*. Data kemudian diproses melalui tahapan preprocessing, meliputi case folding, tokenisasi, normalisasi, stopword removal, serta stemming menggunakan library Sastrawi. Pelabelan emosi dilakukan berdasarkan kamus Indonesian NRC EmoLex dengan mengelompokkan komentar ke dalam tiga kelas emosi, yaitu marah, senang, dan sedih. Ekstraksi fitur dilakukan menggunakan metode pembobotan TF-IDF untuk memperoleh representasi kata yang relevan. Dataset dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji untuk evaluasi performa model. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model Naive Bayes memperoleh akurasi sebesar 78,81%. Distribusi emosi menunjukkan kelas marah mendominasi dengan 904 komentar, diikuti kelas senang sebanyak 415 komentar, dan kelas sedih sebanyak 22 komentar. Model menunjukkan performa terbaik pada kelas marah dengan recall 100%, precision 75%, serta F1-score 85,71%. Namun, performa pada kelas minoritas seperti senang dan sedih masih perlu ditingkatkan. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam analisis emosi berbasis text mining dan dapat dimanfaatkan untuk evaluasi respons penonton serta strategi pemasaran film.

Kata Kunci: Analisis Emosi; Film Jumbo; Naive Bayes; NRC Emolex; Tiktok.

I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi telah mendorong perubahan besar dalam pola interaksi masyarakat, khususnya melalui media sosial. Media sosial memungkinkan pengguna untuk berkomunikasi, berbagi informasi, serta mengekspresikan opini secara cepat dan luas melalui internet [1]. Salah satu platform yang mengalami pertumbuhan pesat adalah TikTok, yang menyediakan berbagai fitur interaktif seperti video pendek, *like*, *share*, dan komentar sehingga pengguna dapat menyampaikan pendapat secara langsung terhadap suatu konten [2]. Aktivitas komentar pada TikTok menghasilkan data teks yang mencerminkan respons pengguna terhadap suatu fenomena, termasuk produk hiburan seperti film.

Dalam konteks perfilman, komentar pengguna di media sosial dapat menjadi sumber informasi penting karena mengandung opini dan ekspresi emosional penonton. Film animasi Indonesia “*Jumbo*” menjadi salah satu film yang menarik perhatian publik karena menghadirkan tema petualangan, persahabatan, dan hubungan keluarga. Seiring meningkatnya popularitas film tersebut, banyak pengguna TikTok memberikan komentar yang beragam, mulai dari apresiasi terhadap kualitas animasi hingga kritik terhadap alur cerita. Komentar-komentar tersebut tidak hanya mencerminkan sentimen positif atau negatif, tetapi juga memuat emosi spesifik seperti senang, sedih, dan marah. Oleh karena itu, analisis emosi pada komentar TikTok menjadi penting untuk memahami penerimaan penonton dan dapat dimanfaatkan sebagai dasar evaluasi serta strategi pemasaran film yang lebih efektif [3].

Penelitian terdahulu mengenai analisis emosi pada komentar media sosial telah dilakukan menggunakan berbagai pendekatan. Amrullah dan Solichin melakukan analisis emosi pada *live chat YouTube* menggunakan pendekatan *lexicon* dan *Naive Bayes*, sehingga mampu mengidentifikasi emosi pengguna dalam konteks diskusi politik. Namun, penelitian tersebut masih terbatas pada satu acara tertentu sehingga hasilnya kurang dapat digeneralisasikan untuk konteks lain seperti film atau hiburan [4]. Penelitian lain oleh Hamzah dan Ariyana menggunakan pendekatan NRC EmoLex berbasis *lexicon* untuk mengklasifikasikan emosi komentar evaluasi akademik mahasiswa. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pendekatan *lexicon* murni menghasilkan performa yang relatif rendah (akurasi sekitar 56,2%), yang mengindikasikan bahwa penggunaan kamus emosi saja belum cukup kuat untuk menangani variasi bahasa informal yang umum ditemukan dalam komentar media sosial [5].

Selanjutnya, Fairuz dkk. mengkombinasikan *emotion lexicon* dengan algoritma *Naive Bayes* dalam klasifikasi emosi pada *Twitter*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan *Naive Bayes* mampu meningkatkan performa dibandingkan *lexicon* murni, dengan akurasi meningkat dari sekitar 46% menjadi 65%. Namun, performa model masih belum optimal karena adanya ketidakseimbangan distribusi kelas emosi, sehingga kelas minoritas sulit terprediksi secara baik [6]. Abid dkk. juga menerapkan *Naive Bayes* dengan pembobotan TF-IDF pada komentar *platform X (Twitter)* dan memperoleh akurasi sekitar 68,86%. Penelitian tersebut membuktikan bahwa *Naive Bayes* cukup efisien dan mudah diimplementasikan, namun masih menghadapi tantangan pada kelas emosi tertentu akibat kemiripan pola linguistik antar emosi [7]. Selain itu, Aribowo dan Khomsah menerapkan metode *lexicon-based* menggunakan EmoLex untuk mendeteksi emosi pada tweet terkait COVID-19. Penelitian tersebut efektif dalam menggambarkan tren emosi publik, tetapi tidak menggunakan model klasifikasi statistik sehingga belum mampu melakukan prediksi emosi secara otomatis terhadap data baru [8], [9].

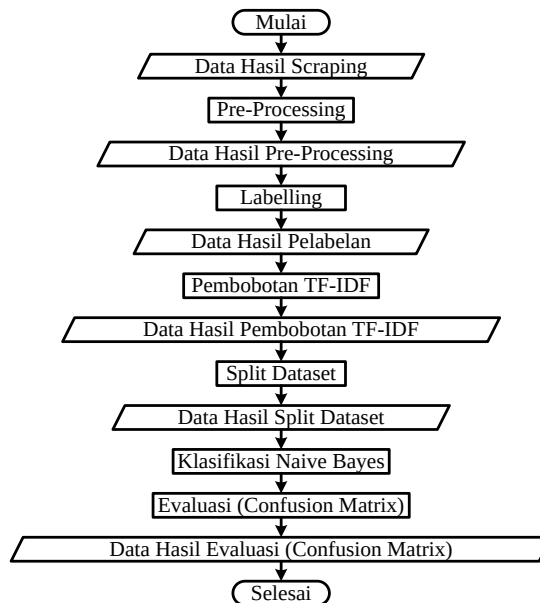
Berdasarkan kajian penelitian terdahulu tersebut, dapat disimpulkan bahwa analisis emosi berbasis komentar media sosial masih menghadapi beberapa permasalahan utama, seperti keterbatasan performa *lexicon-based* dalam menangani bahasa tidak baku, serta ketidakseimbangan kelas yang menyebabkan performa klasifikasi pada emosi minoritas menjadi rendah. Selain itu, penelitian mengenai analisis emosi pada komentar TikTok khususnya dalam konteks film animasi Indonesia masih relatif terbatas. Dengan demikian, diperlukan penelitian yang lebih spesifik untuk menganalisis emosi komentar pengguna TikTok terhadap film, menggunakan pendekatan yang dapat menggabungkan pelabelan berbasis *lexicon* dan klasifikasi statistik [10].

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan emosi komentar pengguna TikTok terhadap film animasi Indonesia “*Jumbo*” ke dalam tiga kelas emosi utama, yaitu marah, senang, dan sedih, dengan menggunakan algoritma *Naive Bayes Classifier*. Proses penelitian meliputi pengumpulan data komentar melalui *web scraping* menggunakan Apify Web Scraper, preprocessing teks, pelabelan emosi menggunakan kamus Indonesian NRC EmoLex, pembobotan fitur menggunakan TF-IDF, serta evaluasi performa model menggunakan *confusion matrix* [11].

Kebaruhan penelitian ini terletak pada penerapan pelabelan emosi berbasis Indonesian NRC EmoLex yang dipetakan menjadi tiga kelas emosi utama, kemudian diklasifikasikan menggunakan algoritma *Naive Bayes* pada dataset komentar TikTok terkait film animasi “*Jumbo*”. Kontribusi penelitian ini adalah memberikan gambaran distribusi emosi penonton terhadap film melalui komentar TikTok, serta menyediakan evaluasi performa *Naive Bayes* dalam analisis emosi berbasis *text mining* yang dapat digunakan sebagai referensi untuk penelitian serupa di masa mendatang [12].

II. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode *text mining* untuk mengklasifikasikan emosi komentar pengguna TikTok terhadap film *Jumbo*. Tahapan penelitian dimulai dari pengumpulan data komentar menggunakan *web scraping*, kemudian dilanjutkan dengan preprocessing teks, pelabelan emosi menggunakan kamus NRC EmoLex, ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF, klasifikasi menggunakan algoritma *Naive Bayes*, serta evaluasi performa model menggunakan *confusion matrix*. Alur penelitian secara umum ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Flowchart Klasifikasi Text

A. Pengumpulan Data

Data penelitian berupa komentar pengguna TikTok yang diperoleh dari akun resmi Visinema Pictures. Pengambilan data dilakukan menggunakan Apify Web Scraper dengan kata kunci dan tautan video terkait film “Jumbo”. Data yang berhasil dikumpulkan berjumlah 1.341 komentar. Data yang diperoleh selanjutnya disimpan dalam format CSV untuk diproses pada tahap berikutnya. Contoh data komentar yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 1.

TABEL 1
CONTOH DATA KOMENTAR DARI TIKTOK TERHADAP FILM “JUMBO”

No.	Teks Komentar
1	Balita 26 tahun nonton JUMBO to much gak? ☐
2	pas scene pentas Jumbo pasti pada banjir ga sh ☐
3	ini kah film jumbo malaysia terbaru..☐
4	biasa aja si
5	mending jumbo atau komang?
6	apresiasi sih [✦] dan u know? rata2 penonton itu 25++ ini pada ngebangun inner child kah? btw 10/10 [✦]
7	“jangan membully teman karena kekurangannya” aku gapernah bully/ngejelekin dia, tapi dia??”
8	congratulation utk Film Jumbo... semoga kedepannya animasi Indonesia semakin terdepan... [✦]
9	Serius kalian nonton kartun☐
10	“biasa bgt,”

B. Preprocessing Data

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk membersihkan teks komentar agar siap digunakan dalam proses klasifikasi. Preprocessing bertujuan untuk mengurangi noise, menyamakan format teks, serta meningkatkan kualitas data sehingga hasil klasifikasi lebih akurat. Tahapan preprocessing yang dilakukan meliputi *case folding*, *tokenizing*, *normalisasi*, *stopword removal*, *stemming*, dan *detokenisasi* [13].

1. Case Folding

Case folding merupakan proses pembersihan teks dari karakter tidak relevan seperti tanda baca, emoji, angka, URL, dan simbol tertentu. Selain itu, seluruh huruf diubah menjadi huruf kecil agar kata dengan bentuk berbeda tetapi memiliki makna sama dianggap sebagai satu token.

2. Tokenizing

Tokenizing dilakukan dengan memecah teks komentar menjadi unit kata (token). Proses ini diperlukan karena algoritma klasifikasi bekerja pada fitur kata, sehingga komentar harus dipisahkan menjadi daftar kata.

3. Normalisasi

Normalisasi dilakukan untuk mengubah kata tidak baku, singkatan, atau kata gaul menjadi bentuk baku sesuai Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI). Tahap ini bertujuan mengurangi variasi kata yang memiliki makna sama.

4. Stopword Removal

Stopword removal merupakan proses penghapusan kata-kata umum yang sering muncul tetapi tidak memiliki kontribusi signifikan dalam analisis emosi, seperti “dan”, “yang”, “di”, dan “ke”. Tahap ini bertujuan meningkatkan efisiensi fitur.

5. Stemming

Stemming dilakukan untuk mengubah kata berimbuhan menjadi bentuk dasar. Proses stemming dilakukan menggunakan library Sastrawi sehingga kata seperti “menonton”, “ditonton”, dan “penonton” dikembalikan menjadi kata dasar “tonton”.

6. Detokenisasi

Detokenisasi dilakukan dengan menggabungkan token hasil stemming kembali menjadi bentuk kalimat bersih. Hasil detokenisasi digunakan untuk proses pelabelan emosi dan pembobotan fitur.

C. Pelabelan Emosi

Pelabelan emosi dilakukan menggunakan kamus Indonesian NRC EmoLex yang berisi kosakata bahasa Indonesia beserta nilai emosi pada 10 kategori NRC, yaitu anger, anticipation, disgust, fear, joy, negative, positive, sadness, surprise, dan trust. Dalam penelitian ini, kategori NRC tersebut dipetakan menjadi tiga kelas emosi utama sebagai berikut [14]:

1. Marah = anger + disgust + negative
2. Senang = joy + positive + surprise + trust
3. Sedih = sadness + fear + anticipation

Komentar yang telah melalui preprocessing dicocokkan dengan kosakata NRC EmoLex untuk memperoleh skor masing-masing emosi, kemudian ditentukan label akhir berdasarkan skor dominan.

D. Ekstraksi Fitur Menggunakan TF-IDF

Ekstraksi fitur dilakukan menggunakan metode TF-IDF (*Term Frequency–Inverse Document Frequency*) untuk mengubah teks menjadi representasi numerik. Metode TF-IDF digunakan untuk memberikan bobot pada setiap kata berdasarkan frekuensi kemunculannya dalam komentar serta tingkat keunikannya dalam seluruh dataset. Dengan metode ini, kata yang sering muncul tetapi tidak spesifik akan memiliki bobot rendah, sedangkan kata yang khas pada suatu komentar akan memiliki bobot lebih tinggi.

E. Klasifikasi Menggunakan Naive Bayes

Klasifikasi emosi dilakukan menggunakan algoritma *Naive Bayes Classifier*. Algoritma ini bekerja berdasarkan probabilitas bersyarat dengan asumsi independensi antar fitur kata. Dataset dibagi menjadi dua bagian, yaitu 80% sebagai data latih dan 20% sebagai data uji. Model dilatih menggunakan data latih untuk mempelajari pola kata pada setiap kelas emosi, kemudian digunakan untuk memprediksi kelas emosi pada data uji [15].

F. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan menggunakan confusion matrix untuk mengetahui performa klasifikasi pada setiap kelas emosi. Parameter evaluasi yang digunakan meliputi accuracy, precision, recall, dan F1-score. Evaluasi ini bertujuan untuk menilai kemampuan model *Naive Bayes* dalam mengklasifikasikan komentar ke dalam kelas marah, senang, dan sedih secara tepat.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Representasi Data

Pengumpulan data dilakukan menggunakan Apify Web Scraper pada komentar TikTok terkait film animasi *Jumbo*. Data yang diperoleh berupa teks komentar pengguna TikTok yang kemudian disimpan dalam format CSV untuk diproses lebih lanjut. Total komentar yang berhasil dikumpulkan berjumlah 1.341 komentar. Contoh hasil pengumpulan data ditunjukkan pada Tabel 2.

TABEL 2
SAMPel DATA KOMENTAR

No.	Full_Text
1.	" dan untuk anak anak dalam diri kita "ðŸ« ðŸ«
2.	" don sayang ayah dan ibu.. "â€œðŸ©¹ ðŸŸ¡ðŸŸ¡ langsung nangis dengernya ðŸ~ðŸ~
3.	"Anakku, ingatlah semua lelah tak akan tersia" ðŸ~ langsung ingatkanku keinget almarhum bapak
4.	"pak ini pencet yg mana"ðŸ~ðŸ~ðŸ~
5.	"sebyah film animasi karya banyak orang" awww sederhana tapi besar maknanyaðŸ~

Berdasarkan Tabel 2, komentar yang diperoleh memiliki variasi bentuk bahasa yang cukup beragam, mulai dari komentar formal hingga komentar informal dengan penggunaan singkatan, emoji, serta kata tidak baku. Hal ini menunjukkan bahwa data komentar TikTok mengandung noise yang cukup tinggi sehingga perlu dilakukan preprocessing sebelum masuk ke tahap klasifikasi [16].

B. Text Pre-Processing

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk membersihkan data komentar dari unsur yang tidak relevan seperti emoji, tanda baca, angka, serta kata tidak baku. Preprocessing menghasilkan teks komentar yang lebih terstruktur sehingga memudahkan proses pelabelan emosi dan klasifikasi. Hasil *pre-processing* dapat dilihat pada Tabel 3.

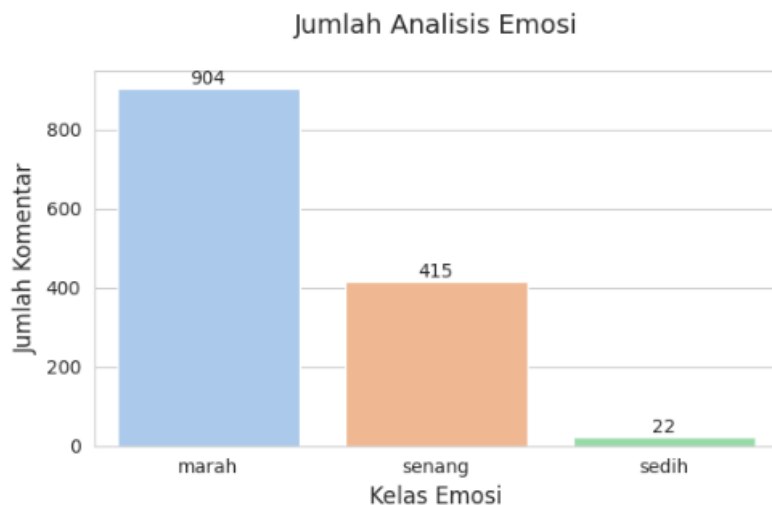
TABEL 3
TAHAP CASE FOLDING

No.	Full text	Case Folding
1.	" dan untuk anak anak dalam diri kita "ðŸ« ðŸ«	dan untuk anak anak dalam diri kita
2.	" don sayang ayah dan ibu.."â€œðŸ©¹ ðŸŸ¹ðŸŸ¹ langsung nangis dengernya ðŸ~ðŸ~	don sayang ayah dan ibu langsung nangis dengernya
3.	"Anakku, ingatlah semua lelah tak akan tersia" ðŸ~ langsung ingatanku keinget almarhum bapak	Anakku ingatlah semua lelah tak akan tersia langsung ingatanku keinget almarhum bapak
...	"pak ini pencet yg mana"ðŸ~ðŸ~ðŸ~	pak ini pencet yg mana
20.	"sebyah film animasi karya banyak orang" awww sederhana tapi besar maknanyaðŸ~	sebyah film animasi karya banyak orang awww sederhana tapi besar maknanya

Berdasarkan Tabel 3, terlihat bahwa komentar yang awalnya mengandung simbol, singkatan, dan karakter tidak relevan berhasil dibersihkan menjadi bentuk kata dasar. Hasil preprocessing ini menunjukkan bahwa data yang digunakan telah mengalami reduksi noise sehingga lebih siap untuk dilakukan pelabelan emosi.

C. Labelling Emosi

Pelabelan data dilakukan menggunakan Indonesian NRC EmoLex untuk menentukan emosi dominan pada setiap komentar. Pelabelan dilakukan dengan menghitung skor kemunculan kata yang sesuai dengan kategori emosi, kemudian hasilnya dipetakan ke dalam tiga kelas utama yaitu marah, senang, dan sedih. Distribusi hasil pelabelan emosi ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Visualisasi Jumlah Analisis Sentimen

Berdasarkan Gambar 3, emosi marah merupakan kelas yang paling dominan dibandingkan emosi senang dan sedih. Hal ini menunjukkan bahwa komentar TikTok terhadap film *Jumbo* banyak mengandung ekspresi ketidakpuasan, kritik, atau respons negatif tertentu. Dominasi kelas marah ini juga mengindikasikan adanya ketidakseimbangan distribusi label yang berpotensi memengaruhi performa model pada tahap klasifikasi.

D. Evaluasi Model

Ekstraksi fitur dilakukan menggunakan metode TF-IDF untuk mengubah data teks menjadi representasi numerik yang dapat diproses oleh algoritma Naive Bayes. TF-IDF menghasilkan bobot kata berdasarkan tingkat kemunculan kata dalam suatu komentar dan tingkat keunikannya dalam keseluruhan dataset. Contoh hasil pembobotan TF-IDF ditunjukkan pada Tabel 4.

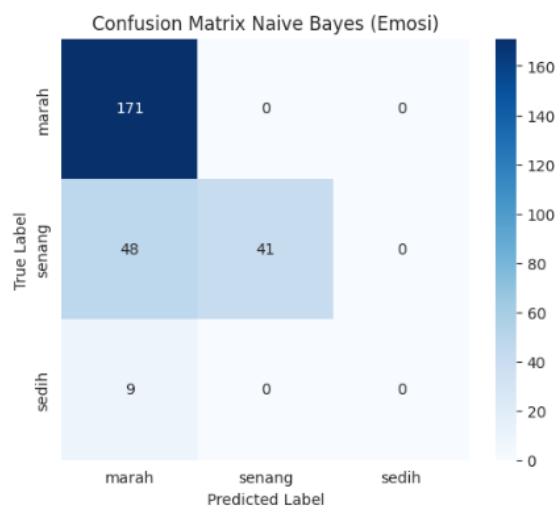
TABEL 4
TABEL TF-IDF

No	Kata	Dokumen	TF-IDF (4 d.p.)
1	sebenarnya	D1	0.053
2	sedih	D1	0.053
3	nontonnya	D1	0.053
19	gini	D3	0.0954
20	bangga	D3	0.0954

Berdasarkan Tabel 4, kata-kata tertentu memiliki bobot yang lebih tinggi karena sering muncul pada komentar tertentu tetapi jarang muncul pada komentar lainnya. Hasil ini menunjukkan bahwa TF-IDF mampu menyortir kata-kata penting yang menjadi ciri khas dari emosi tertentu, sehingga dapat meningkatkan performa klasifikasi dibandingkan pembobotan sederhana berbasis frekuensi kata.

E. Klasifikasi Teks Menggunakan Naive Bayes dan Menghitung Akurasi

Evaluasi dilakukan untuk mengukur performa algoritma *Naive Bayes* dalam mengklasifikasikan emosi komentar TikTok [17]. Evaluasi menggunakan confusion matrix dengan *parameter accuracy, precision, recall, dan F1-score*. Hasil *confusion matrix* ditunjukkan pada Gambar 4, sedangkan hasil metrik evaluasi ditunjukkan pada Tabel 5.



Gambar 4. *Confusion Matrix*

Akurasi komentar untuk dataset terdapat pada gambar di bawah ini dimana didapat 0.7881, *precision* yaitu 0.75, *recall* yaitu 1.0 dan F1-Score yaitu 0.8571.

Hasil Akurasi: 0.7881040892193308				
	precision	recall	f1-score	support
marah	0.75	1.00	0.86	171
sedih	0.00	0.00	0.00	9
senang	1.00	0.46	0.63	89
accuracy			0.79	269
macro avg	0.58	0.49	0.50	269
weighted avg	0.81	0.79	0.75	269

Gambar 5. Hasil *Confusion matrix*

Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma *Naive Bayes* mampu mencapai akurasi sebesar 78,81%, yang mengindikasikan bahwa metode ini cukup efektif untuk klasifikasi emosi pada komentar TikTok film *Jumbo*. Secara umum, nilai akurasi tersebut dapat dikategorikan baik untuk pendekatan *machine learning* tradisional berbasis *text mining*, khususnya karena data komentar TikTok memiliki karakteristik bahasa yang tidak baku, penuh singkatan, serta sering menggunakan ekspresi tidak langsung. Oleh karena itu, akurasi 78,81% menunjukkan bahwa model telah bekerja cukup optimal dalam mencapai tujuan penelitian, meskipun masih terdapat kelemahan pada klasifikasi kelas tertentu. Selain itu, dominasi emosi marah dibandingkan senang dan sedih menunjukkan bahwa penerimaan penonton terhadap film *Jumbo* di TikTok cenderung lebih banyak dipenuhi komentar kritik, ketidakpuasan, atau ekspresi negatif, yang dapat menjadi indikator penting bagi produsen film untuk memahami aspek yang perlu dievaluasi.

Jika dibandingkan dengan penelitian terdahulu, hasil penelitian ini menunjukkan performa yang relatif lebih baik. Hamzah dan Ariyana yang menggunakan NRC EmoLex berbasis lexicon pada komentar evaluasi akademik mahasiswa hanya memperoleh akurasi sekitar 56,2%, sehingga pendekatan lexicon murni terbukti kurang efektif untuk data komentar yang kompleks. Sementara itu, Fairuz dkk. melaporkan bahwa kombinasi lexicon dan *Naive Bayes* menghasilkan akurasi sekitar 65%. Penelitian Abid dkk. yang menerapkan *Naive Bayes* berbasis TF-IDF pada komentar platform X menghasilkan akurasi sekitar 68,86%. Berdasarkan perbandingan tersebut, akurasi 78,81% dalam penelitian ini tergolong lebih tinggi, sehingga menunjukkan bahwa penerapan preprocessing, pelabelan NRC EmoLex, serta TF-IDF memberikan kontribusi positif terhadap peningkatan performa model.

Namun demikian, hasil evaluasi juga menunjukkan adanya ketimpangan performa antar kelas emosi. Model sangat baik dalam mengenali kelas marah, tetapi gagal mengenali kelas sedih dengan baik. Hal ini dapat disebabkan oleh beberapa faktor. Pertama, distribusi label emosi yang tidak seimbang menyebabkan model lebih banyak belajar dari kelas dominan (marah), sehingga kemampuan mengenali kelas minoritas seperti sedih menjadi rendah. Kedua, keterbatasan kamus Indonesian NRC EmoLex juga berpengaruh, karena banyak kata sedih dalam komentar TikTok yang bersifat tidak eksplisit, menggunakan sarkasme, slang, atau emoticon yang tidak terdeteksi dalam lexicon. Ketiga, komentar TikTok cenderung pendek dan ambigu sehingga konteks emosinya sering sulit dipahami oleh model berbasis probabilitas sederhana seperti *Naive Bayes*. Faktor-faktor tersebut menyebabkan kelas sedih sering salah diklasifikasikan ke kelas lain, khususnya marah atau senang.

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Pertama, dataset yang digunakan hanya berasal dari satu studi kasus yaitu komentar TikTok terkait film animasi *Jumbo*, sehingga hasil penelitian belum dapat digeneralisasikan untuk film lain atau platform media sosial lainnya. Kedua, pelabelan emosi sangat bergantung pada kamus Indonesian NRC EmoLex sehingga hasil label sangat dipengaruhi oleh cakupan kosakata lexicon. Ketiga, penelitian ini hanya menggunakan algoritma *Naive Bayes*, sehingga belum dilakukan perbandingan dengan algoritma lain seperti SVM, *Random Forest*, atau model deep learning seperti LSTM dan BERT yang berpotensi memberikan hasil lebih optimal.

Meskipun demikian, hasil penelitian ini memiliki implikasi praktis yang penting. Analisis emosi komentar TikTok dapat digunakan sebagai bahan evaluasi bagi produsen film untuk memahami respons penonton secara lebih spesifik, tidak hanya positif atau negatif tetapi juga berdasarkan emosi dominan. Dominasi emosi marah dapat menjadi sinyal bahwa terdapat aspek tertentu yang menimbulkan kritik atau ketidakpuasan sehingga dapat diperbaiki pada produksi film selanjutnya. Selain itu, hasil analisis ini dapat mendukung strategi pemasaran film dengan mengidentifikasi reaksi audiens dan menyesuaikan promosi berdasarkan tren emosi penonton. Secara akademik, penelitian ini juga berkontribusi sebagai referensi dalam pengembangan analisis emosi berbasis text mining pada data komentar media sosial berbahasa Indonesia.

IV. SIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan emosi komentar pengguna TikTok terhadap film animasi *Jumbo* ke dalam tiga kelas emosi, yaitu marah, senang, dan sedih, menggunakan algoritma *Naive Bayes*. Berdasarkan hasil pengujian, metode *Naive Bayes* mampu menghasilkan akurasi sebesar 78,81%, sehingga dapat disimpulkan bahwa algoritma tersebut cukup efektif untuk melakukan klasifikasi emosi pada komentar TikTok berbahasa Indonesia. Hasil penelitian juga menunjukkan bahwa emosi marah menjadi emosi yang paling dominan dibandingkan emosi senang dan sedih. Hal ini mengindikasikan bahwa respons penonton terhadap film *Jumbo* di TikTok cenderung lebih banyak mengarah pada ekspresi kritik atau ketidakpuasan. Namun, performa klasifikasi pada kelas sedih masih rendah, yang diduga dipengaruhi oleh ketidakseimbangan jumlah data antar kelas serta keterbatasan kamus emosi dalam mengenali variasi bahasa informal pada komentar TikTok. Penelitian selanjutnya dapat dikembangkan dengan menyeimbangkan distribusi data menggunakan teknik oversampling seperti SMOTE, memperluas kamus emosi untuk meningkatkan kualitas pelabelan, serta membandingkan performa *Naive Bayes* dengan algoritma lain seperti SVM, *Random Forest*, atau model deep learning seperti LSTM dan BERT agar diperoleh hasil klasifikasi yang lebih optimal dan dapat diterapkan pada objek maupun platform media sosial lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Yasin and Siti Sri Fattul Jannah, "Penanggulangan Dampak Negatif Media Sosial Melalui Peran Guru dan Masyarakat di Sekolah," *DIAJAR: Jurnal Pendidikan dan Pembelajaran*, vol. 1, no. 3, pp. 250–258, Jul. 2022, doi: 10.54259/diajar.v1i3.916.
- [2] Muhamad Yusuf, Ade Kurniawan, Ramah Sri Wulandari, and Safitri Putri Derajat, "Keterkaitan Antara Periklanan Sosial Media Terhadap Keputusan Pembelian Pada Konsumen Generasi Z," *JURNAL KRAKATAU*, vol. 3, no. 1, pp. 134–148, 2025, [Online]. Available: <http://jurnal.desantapublisher.com/index.php/krakatau/index>
- [3] Anna Tifanny, "Sanksi Terhadap Notaris Yang Melakukan Promosi Dan Publikasi Pada Media Tiktok," *UNES Law Review*, vol. 5, no. 2, pp. 394–401, Dec. 2022, doi: 10.31933/unesrev.v5i2.
- [4] A. T. Waskito, D. S. M. Hapsari, E. Desfiona, S. Kusumawati, R. Riza Aulia, and A. Purwo Yudi Utomo, "Analisis Tindak Tutur Lokusi dalam Siaran Langsung TikTok Anies Baswedan 'Menyapa Masyarakat Lewat Media Sosial TikTok' Januari 2024," *Jurnal Kajian dan Penelitian Umum*, vol. 2, no. 4, 2024, doi: 10.47861/jkpu-nalanda.v1i3.1165.

-
- [5] A. Medvi and M. Syahminan, "Strategi Komunikasi Dan Penanggulangan Pelecehan Seksual Dalam Media Sosial Tiktok," *Jurnal Sains Sosio Humaniora*, vol. 8, no. 1, pp. 85–97, Aug. 2024, doi: 10.22437/jssh.v8i1.36526.
- [6] A. Sitanggang, Y. Umaidah, Y. Umaidah, R. I. Adam, and R. I. Adam, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Program Makan Siang Gratis Pada Media Sosial X Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 3, Aug. 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3.4902.
- [7] M. R. B. Keliat and M. Ikhsan, "Komparasi Algoritma Support Vector Machine dan Naïve Bayes pada Klasifikasi Jenis Buah Kurma berdasarkan Citra Hue Saturation Value," *Sistemasi: Jurnal Sistem Informasi*, vol. 14, no. 1, pp. 2540–9719, 2025, doi: 10.18495/generic.v14i1.122.
- [8] Darmastyo Bagas Prabowo, "Prediksi Hasil Pertandingan Sepakbola English Premier League Dengan Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbors Dan Naïve Bayes Classifier," Universitas Islam Indonesia Yogyakarta, Yogyakarta, 2020.
- [9] S. Khoerunnisa, D. F. Shiddieq, and D. Nurhayati, "Penerapan Algoritma Naive Bayes dengan Teknik TF-IDF dan Cross Validation untuk Analisis Sentimen Terhadap Starlink," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 5, no. 2, pp. 566–577, Mar. 2025, doi: 10.57152/malcom.v5i2.1852.
- [10] M. Audina Rambe, I. Komputer, S. dan Teknologi, and U. Islam Negeri Sumatera Utara, "Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Dana Menggunakan Metode Naïve Bayes," *JIFOTECH (JOURNAL OF INFORMATION TECHNOLOGY)*, vol. 4, no. 2, 2024.
- [11] D. Chrisinta and J. E. Simarmata, "Eksplorasi Teknik Web Scraping pada Data Mining: Pendekatan Pencarian Data Berbasis Python," *Faktor Exacta*, vol. 17, no. 1, May 2024, doi: 10.30998/faktorexacta.v17i1.22393.
- [12] S. Alfarizi and E. Fitriani, "Analisis Sentimen Kendaraan Listrik Menggunakan Algoritma Naive Bayes dengan Seleksi Fitur Information Gain dan Particle Swarm Optimization," *Indonesian Journal on Software Engineering (IJSE)*, vol. 9, no. 1, pp. 19–27, 2023, [Online]. Available: <http://ejournal.bsi.ac.id/ejurnal/index.php/ijse>
- [13] K. Dwi Ningtyas, R. Kurniawan, and Armansyah, "Penerapan Natural Language Processing Pada Aplikasi Chatbot Info Layanan Kantor Menggunakan Naïve Baiyes Algorithm," *Jurnal Teknologi Sistem Informasi dan Sistem Komputer TGD*, vol. 6, no. 1, pp. 266–273, 2023, [Online]. Available: <https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jsk/index>
- [14] M. Ayucedar and E. Rusdianto, "Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Minat Bakat untuk Rekomendasi Karir dengan Metode Analytical Network Processing," *Jurnal Informatika Atma Jogja*, vol. 1, no. 1, pp. 50–59, 2020.
- [15] R. A. Nugroho, "Analisa Penentuan Dosen Pembimbing Tugas Akhir Mahasiswa Menggunakan Naive Bayes Classifier," *Jurnal SIMTIKA*, vol. 4, no. 3, pp. 1–7, 2021.
- [16] F. Koto, A. Rahimi, J. H. Lau, and T. Baldwin, "IndoLEM and IndoBERT: A Benchmark Dataset and Pre-trained Language Model for Indonesian NLP," *Proceedings of the 28th International Conference on Computational Linguistics*, pp. 757–770, 2020, [Online]. Available: <https://huggingface.co/>
- [17] M. Amiruddin Saddam, E. D. Kurniawan, F. Teknologi Informasi, U. Budi Luhur, and J. Ciledug Raya, "Analisis Sentimen Fenomena PHK Massal Menggunakan Naive Bayes dan Support Vector Machine," vol. 8, no. 3, 2023.