



## ANALISIS SENTIMEN KOMENTAR TIKTOK DAMPAK KONFLIK IRAN-ISRAEL TERHADAP PASAR KEUANGAN GLOBAL MENGGUNAKAN NAÏVE BAYES

Rizqika Azzahara Khairulrahmah<sup>1)</sup>, Ayu Warahman La Rihi<sup>2)</sup>, Kezya Angelin Derrina Gerrits<sup>3)</sup>, Suci Ramadhani<sup>4)</sup>

<sup>1,2,3,4</sup>Fakultas Teknik, Universitas Papua

Corresponding Author: rizqikaazzahrah@gmail.com

### Article Info

#### Article history:

Received: Mei 14, 2026

Revised: Mei 17, 2026

Accepted: Mei 28, 2026

Published: Jun 01, 2026

#### Keywords:

Analisis Sentimen

Naïve Bayes

Konflik

Iran-Israel

Data Mining

### ABSTRACT

Konflik antara Iran dan Israel adalah isu geopolitik internasional yang berdampak pada pasar keuangan global dan memicu reaksi dari masyarakat melalui media sosial, terutama TikTok. Penelitian ini bertujuan menganalisis perasaan pengguna TikTok tentang dampak konflik antara Iran dan Israel terhadap pasar keuangan dunia dengan menggunakan metode Multinomial Naive Bayes. Dataset yang dikumpulkan melalui teknik web scraping dari beberapa akun TikTok bertema ekonomi, investasi, dan geopolitik berisi komentar yang mencakup keluhan subjektif. Tahapan penelitian mencakup proses mempersiapkan data yang meliputi mengubah semua kata menjadi huruf kecil, membersihkan data, memecah teks menjadi kata-kata individu, menghilangkan kata-kata umum, dan mengubah kata-kata menjadi bentuk dasarnya. Selanjutnya dilakukan penglabelan data secara otomatis dengan menggunakan model RoBERTa Indonesia, ekstraksi fitur dilakukan dengan metode TF-IDF, dan penyeimbangan data dilakukan dengan metode SMOTE. Penelitian menunjukkan bahwa menggunakan metode SMOTE dan TF-IDF dapat memperbaiki hasil klasifikasi sentimen. Model Multinomial Naive Bayes mencapai akurasi sebesar 84% dan skor rata-rata makro F1 sebesar 0,84. Sentimen negatif sebesar 46,3%, diikuti oleh sentimen positif sebesar 12,5%, dan sentimen netral sebesar 41,2%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa sebagian besar masyarakat memberikan jawaban yang informatif, tetapi masih ada kekhawatiran mengenai dampak konflik terhadap kondisi ekonomi dan pasar keuangan global. Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma Naive Bayes sangat berguna dalam menganalisis sentimen di media sosial dan dapat memberikan pemahaman tentang bagaimana masyarakat umum memandang isu geopolitik secara global.



This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY SA 4.0)

### I PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi membuat media sosial tumbuh pesat sebagai alat untuk berinteraksi dan menyebarkan informasi di seluruh dunia. Mata terasa sakit, gatal, perih, dan panas merupakan keluhan subjektif yang sering dialami oleh pengguna TikTok. Platform ini digunakan oleh berbagai kalangan untuk berbagi konten serta menyampaikan opini dalam bentuk komentar pengguna. Media sosial ini juga berperan sebagai sarana hiburan sekaligus sumber data penting dalam

memahami bagaimana masyarakat memandang suatu isu tertentu. Menurut Zulqornain dan timnya pada tahun 2021, data dari media sosial bisa digunakan untuk menganalisis pendapat masyarakat secara luas dan langsung.

Di tingkat dunia, konflik geopolitik seperti perang antara Iran dan Israel menarik perhatian masyarakat internasional karena memengaruhi berbagai bidang, terutama pasar keuangan global. Konflik tersebut bisa menyebabkan ketidakpastian dalam perekonomian, perubahan harga minyak, serta perubahan sikap

investor di pasar saham. Komentar di media sosial, seperti TikTok, sering mencerminkan pendapat masyarakat mengenai isu ini, dan bisa dianalisis untuk memahami perasaan umum masyarakat terhadap dampak konflik tersebut.

Untuk memahami pandangan masyarakat secara lebih terstruktur, diperlukan pendekatan dalam menganalisis sentimen. Analisis sentimen adalah bagian dari teknologi pemrosesan bahasa alami (NLP) yang digunakan untuk mengetahui dan mengelompokkan pendapat atau perasaan dalam sebuah teks ke dalam tiga kategori yaitu positif, negatif, atau netral. Menurut Liu [14], analisis sentimen digunakan untuk mengekstraksi opini, emosi, dan evaluasi seseorang terhadap suatu topik dari data berbentuk teks. Menurut Putri dan timnya (2025), analisis sentimen adalah metode yang baik untuk mengolah data opini publik yang banyak, terutama yang berasal dari media sosial [5]. Teknik ini semakin relevan dalam berbagai bidang, termasuk ekonomi dan sosial.

Beberapa penelitian sebelumnya sudah menggunakan analisis sentimen untuk mengevaluasi berbagai fenomena yang terjadi di masyarakat. Salah satu metode yang banyak digunakan untuk menganalisis dan mengklasifikasikan hal tersebut adalah algoritma Naïve Bayes Witten et al. [15]. Algoritma ini adalah cara pengklasifikasian yang berbasis probabilitas, cukup sederhana, tetapi hasilnya cukup bagus dalam memproses data berupa teks. Ziddan et al. (2025) mengatakan bahwa metode Naïve Bayes bisa memberikan akurasi yang sangat baik dalam mengklasifikasikan sentimen, bahkan mencapai 88,74% pada data dari TikTok Shop [3]. Selain itu, penggunaan metode Naïve Bayes yang dikombinasikan dengan teknik pembobotan kata seperti TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) dapat meningkatkan akurasi klasifikasi [2]. Penelitian menunjukkan bahwa metode Naïve Bayes memiliki performa yang kompetitif dibandingkan metode lain seperti Support Vector Machine (SVM) dalam analisis data teks [4].

Sementara itu, sebelumnya penelitian masih berfokus pada analisis sentimen terhadap produk, layanan, atau aplikasi digital. Penelitian tentang isu geopolitik, terutama dampak konflik internasional terhadap pasar keuangan global, masih cukup terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini penting untuk memahami perasaan masyarakat terhadap konflik antara Iran dan Israel dengan menggunakan komentar di platform TikTok sebagai sumber informasi utama.

Penelitian ini dilakukan dalam beberapa tahap, yaitu dengan mengumpulkan komentar dari TikTok, mempersiapkan data dengan preprocessing, mengekstrak fitur menggunakan metode TF-IDF,

melakukan klasifikasi dengan algoritma Naïve Bayes, serta menilai kinerja model dengan menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Hasil analisis yang diperoleh dinilai akurat dan mewakili persepsi masyarakat secara keseluruhan.

Berdasarkan tujuan penelitian, hipotesis yang diajukan adalah bahwa algoritma Naïve Bayes bisa mengklasifikasikan sentimen dari komentar di TikTok dengan tingkat akurasi yang bagus. Selain itu, opini masyarakat mengenai dampak konflik antara Iran dan Israel terhadap pasar keuangan dunia diduga lebih banyak dipengaruhi oleh perasaan negatif. Metode TF-IDF juga diharapkan dapat meningkatkan hasil klasifikasi Naïve Bayes dalam analisis sentimen.

Keluhan yang dialami subjektif dapat memberikan gambaran objektif mengenai kecenderungan sentimen masyarakat terhadap isu geopolitik global, khususnya konflik antara Iran dan Israel. Hasil penelitian ini juga dapat menjadi referensi dalam pengambilan keputusan berbasis data di bidang ekonomi dan sosial.

## 2. BAHAN DAN METODE

### 2.1. Pengumpulan Data



Gambar 1. Alur Pengumpulan Data

Langkah pertama dalam penelitian ini adalah mengumpulkan dataset yang berisi teks dari opini publik yang diambil dari platform TikTok, dengan waktu pengumpulan data dimulai dari Februari 2026 hingga Maret 2026. Data ini menyoroti bagaimana masyarakat bereaksi terhadap dampak perang antara Iran dan Israel terhadap pasar keuangan global, termasuk indeks Harga Saham Gabungan (IHSG), pasar kripto, serta harga emas. Data dikumpulkan dengan cara mengambil informasi dari 10 akun utama

yang berfokus pada berita ekonomi, situasi politik internasional, dan materi pembelajaran keuangan. Atribut dasar yang diambil meliputi nama pengguna, waktu saat komentar diunggah, dan seluruh isi teks komentar.

## 2.2 Preprocessing

Data komentar dari media sosial umumnya bersifat tidak rapi dan penuh dengan gangguan, seperti bahasa slang, singkatan, dan simbol. Tahap text preprocessing dilakukan untuk membersihkan dan menstandarisasi data tersebut sebelum diproses oleh algoritma klasifikasi [6]. Tahapan ini mencakup lima langkah utama:

1. Case Folding: Mengubah semua huruf dalam teks menjadi huruf kecil agar tidak ada duplikasi komputasi pada kata yang sama tetapi ditulis dengan huruf kapital yang berbeda.
2. Pembersihan Data: menghilangkan elemen-elemen yang tidak memiliki nilai sentimen, seperti emoji, tagar (#), sebutan atau mention (@), tautan URL, angka, serta semua tanda baca.
3. Tokenizing: Membagi kalimat komentar menjadi kata-kata individu (token) sehingga dapat dianalisis frekuensinya. Ketika mengalami keluhan subjektif, seseorang mungkin merasa mata terasa merah, gatal, perih, atau panas. Gejala ini sering muncul dengan frekuensi yang sangat tinggi, namun tidak memberikan makna spesifik mengenai sentimen. Contoh kata yang sering muncul tetapi tidak membawa makna spesifik adalah "dan", "yang", "di", "ke", dan "dari". Mata terasa sakit, mengering, perih, panas, dan terasa seperti ada benda asing yang mengganjal. Proses ini di menggunakan library Sastrawi yang didasarkan pada algoritma Nazief dan Adriani, yang khusus dibuat untuk memproses morfologi bahasa Indonesia [6].

## 2.3. Pelabelan Data

Pelabelan data dilakukan secara otomatis dengan menggunakan model klasifikasi sentimen Indonesian RoBERTa dari pustaka transformers. Sebelum dimulai proses pengelompokan, data terlebih dahulu dibersihkan untuk menangani nilai yang kosong dan memastikan format teks sudah tepat. Model mengelompokkan teks menjadi sentimen positif atau negatif, lalu diberi label sesuai, sedangkan teks yang tidak bisa diklasifikasikan atau kosong diberi label netral. Pendekatan ini memungkinkan proses penandatan data dilakukan dengan cepat dan sesuai dengan konteks bahasa yang digunakan.

## 2.4. Split Data

Setelah data sudah diproses, tahap selanjutnya adalah membagi data menjadi dua bagian, yaitu data yang digunakan untuk pelatihan dan data yang digunakan untuk pengujian. Pembagian ini bertujuan agar model bisa dinilai secara adil, di mana model dilatih dengan data latih dan setelah itu diuji dengan data uji yang belum pernah dilihat sebelumnya. Dalam penelitian ini, data dibagi dengan rasio umum, yaitu 80% digunakan untuk data latih dan 20% untuk data uji. Keluhan subjektif yang terjadi pada mata dapat berupa rasa gatal, perih, terasa panas, atau bahkan mata terlihat merah. Data yang digunakan untuk melatih model berupa keluhan subjektif ini, sementara data uji digunakan untuk mengevaluasi kinerja model. Evaluasi ini dilakukan dengan metode seperti confusion matrix, akurasi, presisi, dan recall. Model yang digunakan dalam proses ini adalah algoritma Naïve Bayes.

## 2.5. SMOTE

SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*) adalah metode yang diperkenalkan oleh Nitesh V. Chawla dkk. untuk mengatasi masalah ketidakseimbangan data pada proses klasifikasi. Metode ini bekerja dengan membuat data sintesis baru pada kelas minoritas menggunakan pendekatan *k-nearest neighbor*, sehingga distribusi data menjadi lebih seimbang. Dengan penyeimbangan tersebut, model klasifikasi dapat mempelajari pola pada kelas minoritas dengan lebih baik dan meningkatkan performa klasifikasi secara keseluruhan, terutama pada nilai akurasi dan kemampuan prediksi terhadap kelas minoritas [13].

## 2.6 Ekstraksi Fitur (TF-IDF)

Teks yang sudah diberi label harus diubah menjadi bentuk angka agar bisa dipakai oleh algoritma komputer. Pendekatan yang digunakan untuk mengekstrak fitur adalah Term Frekuensi-Inverse Document Frekuensi (TF-IDF). Metode ini memberikan bobot pada setiap kata berdasarkan dua parameter utama. Pertama, algoritma akan menghitung seberapa sering sebuah kata muncul dalam satu komentar tertentu, yaitu frekuensi kata. Kedua, nilai tersebut dikalikan dengan faktor kebalikannya, yaitu Inverse Document Frekuensi, yang menentukan seberapa umum suatu kata muncul di seluruh data komentar [8]. Konsep intinya adalah, semakin sering sebuah kata muncul dalam satu komentar tertentu, tetapi jarang muncul di komentar lainnya, maka kata tersebut akan diberi bobot yang tinggi dan dianggap sebagai ciri khas yang sangat

penting dalam menentukan perasaan atau sentimen dari komentar tersebut.

### 2.7. Klasifikasi Naïve Bayes

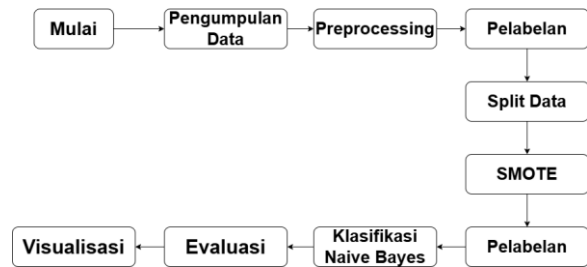
Proses pengklasifikasian sentimen dilakukan dengan menggunakan variasi dari Metode Naïve Bayes Multinomial yang terbukti kuat dalam menangani data berupa frekuensi kata yang bersifat diskrit [9]. Algoritma ini bekerja berdasarkan prinsip Teorema Bayes yang berhubungan dengan probabilitas, dengan mengasumsikan bahwa setiap fitur saling tidak bergantung satu sama lain. Asumsi itu berarti bahwa kehadiran sebuah kata dalam sebuah komentar dianggap mandiri dan tidak memengaruhi kehadiran kata lainnya [10]. Secara konseptual, model klasifikasi ini bekerja dengan cara menghitung peluang setiap komentar untuk masuk ke dalam kelas positif, negatif, atau netral berdasarkan riwayat kemunculan kata-kata tersebut dalam data latih. Setelah memperkirakan probabilitas untuk setiap kelas selesai, model akan memprediksi dan menentukan label akhir sentimen berdasarkan nilai peluang yang paling tinggi.

### 2.8. Evaluasi dan Visualisasi Hasil

Untuk memastikan hasil evaluasi tetap objektif dan menghindari terjadinya overfitting, penelitian ini menggunakan metode 10-Fold Cross Validation [11]. Komentar didistribusikan secara acak ke dalam 10 lipatan (*fold*) dengan proporsi ukuran yang merata. Proses pelatihan dan pengujian diulang sebanyak 10 kali. Pada setiap tahap pelatihan, model menggunakan 9 kali lipat data sebagai latihan dan 1 kali lipat data lainnya sebagai uji secara bergantian hingga semua bagian data pernah diuji.

Algoritma kinerja di setiap iterasinya ditampilkan dengan Confusion Matrix, yang menunjukkan jumlah prediksi kelas yang benar dan yang salah [12]. Gejala tersebut bisa menjadi keluhan subjektif seseorang dan dinilai melalui empat parameter utama. Parameter pertama adalah Akurasi, yang menunjukkan persentase tingkat ketepatan model prediksi secara keseluruhan. Parameter kedua adalah presisi pada satu kelas spesifik dibandingkan dengan seluruh hasil yang diprediksi masuk ke kelas tersebut. Parameter ketiga adalah Recall, yang menilai seberapa sensitif algoritma dalam mengenali semua sampel sebenarnya yang ada di dalam suatu kelas. Parameter terakhir adalah F1-Score, yang berfungsi sebagai rata-rata harmonis dari presisi dan recall, sehingga bisa menjadi ukuran validitas yang lebih adil dan seimbang terutama ketika jumlah data pada setiap kategori sentimen tidak sama.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN



Gambar 2. Alur Penelitian

### 3.1. Pengumpulan Dataset

Dalam penelitian ini, dampak konflik antara Iran dan Israel terhadap pasar keuangan global juga menjadi fokus utama yang dibahas. Data dikumpulkan dengan cara mengambil dari beberapa akun yang membicarakan topik seperti ekonomi, investasi, dan geopolitik, dan totalnya ada 3.101 komentar. Setiap data terdiri dari atribut utama yaitu username, waktu pencatatan, dan teks komentar lengkap.

### 3.2. Preprocessing

Tahap preprocessing adalah tahap pertama yang bertujuan untuk membersihkan dan mencantikkan dataset.

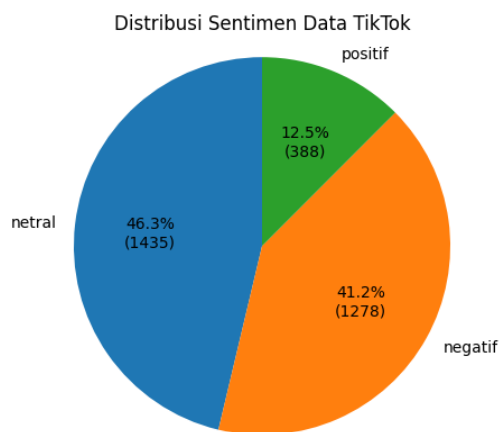
Tabel 1. Hasil Preprocessing

no	koment ar	Case folding	cleaning	token
1.	Saya petani mulai tanam padi lagi doakan ya	Saya petani mulai tanam padi lagi doakan ya	Saya petani mulai tanam padi lagi doakan ya	Saya mulai tanam padi lagi doakan ya
2.	Cuma satu menteri yang bikin hati rakyat tenang	Cuma satu menteri yang bikin rakyat senang	Cuma satu menteri yang bikin rakyat senang	Cuma satu menteri yang bikin rakyat senang
3.	Panjang umur sehat selalu pak purbaya	Panjang umur sehat selalu pak purbaya	Panjang umur sehat selalu pak purbaya	Panjang umur sehat selalu pak purbaya
.....	.....	.....	.....	.....
				..

3.10	Hapus	Hapus mbg	Hapus	Hapus
0	mbg		mbg	mbg
3.10	Apa	Apa mahal	Apa	Apa
1	mahal	gara' mbg	mahal	mahal
	gara''	bukan	gara''mb	gara''
	mbg	karna	g bukan	mbg
	bukan	perang	karna	bukan
	karna		perang	karna
	perang			perang

### 3.3 Pelabelan

Langkah berikutnya adalah memeriksa jumlah data dengan sentimen positif, netral, dan negatif beserta persentasenya menggunakan library Matplotlib. Dari visualisasi diagram distribusi sentimen data TikTok di atas, terlihat bahwa sebagian besar data memiliki sentimen netral dengan jumlah 1.435 data atau mencapai 46,3% dari total data seluruhnya. Ini menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna TikTok memberikan komentar yang berisi informasi, menjelaskan hal-hal secara jelas, atau tidak menyampaikan perasaan tertentu terhadap topik yang dibicarakan.



Gambar 3. Distribusi Data

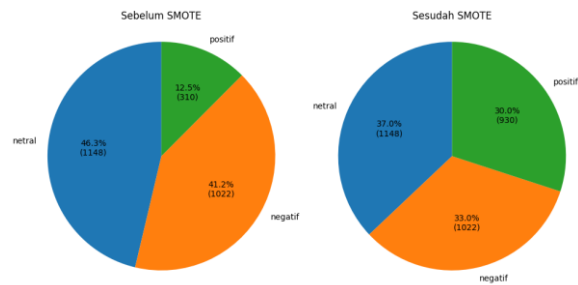
Keluhan subjektif yang dialami mencakup positif, negatif, dan netral, dengan jumlah data sebanyak 1.278 atau setara dengan 41,2%. Jumlah itu menunjukkan bahwa banyak pengguna memberikan tanggapan yang berupa kritik, kekhawatiran, atau pendapat negatif terhadap isu yang sedang dibicarakan. Persentase sentimen negatif yang tinggi menunjukkan bahwa masyarakat tidak terlalu puas atau kurang mendukung terhadap topik tersebut.

### 3.4 Split Data

Langkah yang dilakukan sebelum memproses pembobotan TF-IDF adalah dengan membagi dataset menjadi data latihan dan data uji. Persentase yang digunakan adalah 80% untuk data latihan dan 20%

untuk data uji. Berdasarkan hasil pembagian data, diperoleh 2.480 data latihan dan 621 data uji, dengan proporsi masing-masing kelas (negatif, netral, dan positif) tetap mengikuti distribusi awal.

### 3.5 SMOTE



Gambar 4. Perbandingan Sebelum dan Sesudah SMOTE

Berdasarkan visualisasi distribusi data sebelum dan sesudah penerapan SMOTE, terlihat bahwa sebelum dilakukan proses SMOTE jumlah data pada setiap kelas sentimen masih belum seimbang. Sentimen netral menjadi kelas data dengan jumlah terbanyak, yaitu sebanyak 1.148 data atau sebesar 46,3%. Sentimen negatif berada pada posisi kedua dengan jumlah 1.022 data atau sebesar 41,2%, sedangkan sentimen positif merupakan kelas dengan jumlah paling sedikit, yaitu sebanyak 310 data atau sebesar 12,5%. Ketidakseimbangan data tersebut dapat menyebabkan model klasifikasi lebih cenderung mengenali kelas mayoritas dibandingkan kelas minoritas.

Setelah dilakukan penerapan metode SMOTE, distribusi data menjadi lebih seimbang dibandingkan sebelumnya. Jumlah data sentimen positif meningkat menjadi 930 data atau sebesar 30,0%, sementara sentimen negatif tetap berjumlah 1.022 data atau sebesar 33,0%, dan sentimen netral sebanyak 1.148 data atau sebesar 37,0%. Peningkatan jumlah data pada kelas minoritas dilakukan melalui pembentukan data sintetis sehingga setiap kelas memiliki proporsi yang lebih mendekati seimbang.

### 3.6 Training Model Naive Bayes

Tahapan ini adalah proses utama di mana model klasifikasi dilatih dengan menggunakan algoritma Multinomial Naive Bayes. Proses pelatihan dilakukan dengan menggunakan data pelatihan yang sudah diimbangi melalui metode SMOTE dan diwakili oleh bobot TF-IDF. Keluhan subjektif yang muncul dapat berupa perasaan mata terasa merah, gatal, perih, atau panas. Setiap fitur ini dapat dikaitkan dengan kelas sentimen positif, negatif, atau netral, sehingga membentuk pola pengetahuan yang dapat dianalisis. Tujuan tahap ini adalah agar model bisa mengenali ciri-ciri teks secara otomatis, sehingga dapat

melakukan pengklasifikasian sentimen pada data baru dengan cepat dan tepat.

### 3.7 Evaluasi

Pada tahap ini, dilakukan proses pembangunan model klasifikasi menggunakan algoritma Multinomial Naive Bayes untuk mengenali pola sentimen dari data yang telah diproses.

report	positif	netral	negatif
precision	0.94	0.83	0.76
recall	0.95	0.80	0.77
F1-score	0.95	0.95	0.80
accuracy	84.00%		

Gambar 5. hasil evaluasi

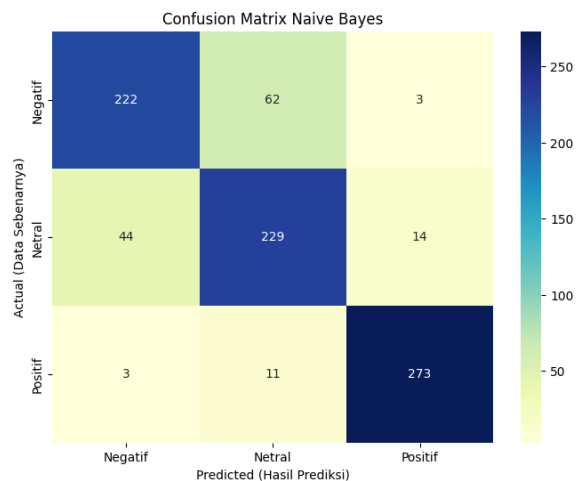
Dari tabel evaluasi algoritma Naïve Bayes Classification diperoleh angka akurasi sebesar 84,00%. Hal ini menunjukkan bahwa secara umum model mampu mengklasifikasikan data sentimen dengan cukup baik dan performa model tergolong tinggi dalam mengenali ketiga kelas yaitu positif, netral, dan negatif.

Untuk kelas Positif, tingkat Precision sebesar 94% artinya sebagian besar data yang diperkirakan memiliki sentimen positif benar-benar termasuk ke dalam kategori positif. Recall sebesar 95% menunjukkan bahwa model sangat bagus dalam mengenali data yang benar-benar positif, sehingga hanya sedikit data positif yang tidak terdeteksi. Nilai F1 sebesar 0,95 menunjukkan keseimbangan yang sangat baik antara precision dan recall, sehingga performa model pada kelas positif tergolong sangat baik, akurat, dan konsisten.

Pada kelas Netral, nilai Precision sebesar 83% menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi netral sesuai dengan label aslinya. Dari 83% prediksi netral, terlihat bahwa secara umum prediksi tersebut sesuai dengan label aslinya. Nilai Recall sebesar 80% menunjukkan bahwa model berhasil mengenali sebagian besar data netral dengan cukup baik, meskipun masih ada beberapa data netral yang belum terdeteksi.

Di kelas Negatif, nilai Precision sebesar 76% menunjukkan bahwa sebagian besar hasil prediksi negatif sesuai dengan label yang sebenarnya, meskipun masih ada beberapa kesalahan prediksi. Model mampu mengenali data negatif dengan cukup baik, namun masih ada sebagian data negatif yang belum berhasil diklasifikasikan secara tepat. Selanjutnya, nilai F1-Score sebesar 80% menunjukkan bahwa model memiliki performa yang cukup baik pada kelas negatif dan mampu mempertahankan

keseimbangan antara kemampuan mendeteksi data negatif serta mengurangi kesalahan klasifikasi.



Gambar 6. Confusion Matrix

### 3.8 Visualisasi Hasil

#### a. Sentimen Positive (evaluasi)

Data sentimen digambarkan menggunakan word cloud. Word cloud merupakan visualisasi data yang menampilkan kata-kata yang sering muncul dalam suatu kumpulan teks. Semakin besar ukuran suatu kata, maka semakin tinggi frekuensi kemunculan kata tersebut dalam data.



Gambar 7. Word Cloud Sentimen Positif

Berdasarkan gambar word cloud sentimen positif di atas, terlihat bahwa kata-kata seperti “senang”, “aman”, “tenang”, “hebat”, dan “sukses” muncul dengan ukuran yang lebih besar dibandingkan kata lainnya. Hal ini menunjukkan bahwa kata-kata tersebut memiliki frekuensi kemunculan yang tinggi dalam data sentimen positif.

Selain itu, terdapat juga kata-kata pendukung seperti “bagus”, “moga”, “maju”, “situasi”, “hasil”, dan “keren” yang mencerminkan adanya rasa optimisme, dukungan, serta harapan masyarakat terhadap kondisi atau situasi yang sedang dibahas. Kata-kata tersebut menggambarkan persepsi positif masyarakat yang berkaitan dengan rasa nyaman, keberhasilan, dan keyakinan terhadap keadaan yang lebih baik.

Word cloud ini menunjukkan bahwa sentimen positif didominasi oleh kata-kata yang mengandung makna kebahagiaan, rasa aman, optimisme, dan harapan terhadap kemajuan di masa depan. Visualisasi ini sekaligus memperkuat hasil klasifikasi sentimen bahwa opini positif cenderung mengarah pada dukungan dan persepsi baik masyarakat terhadap isu atau kondisi yang dibahas.

### b. Sentiment Negatif

#### Word Cloud: NEGATIF



Gambar 8. Word Cloud Sentimen Negatif

Gambar awan kata sentimen negatif menunjukkan kata-kata yang paling banyak muncul dalam data yang memiliki perasaan negatif. Keluhan yang dialami bisa berupa sulit, krisis, berat, panik, dan stres, yang menunjukkan bahwa mayoritas opini negatif berhubungan dengan tekanan ekonomi, kesulitan hidup, serta kekhawatiran masyarakat terhadap kondisi yang sedang terjadi.

Selain itu, muncul pula kata-kata seperti "hidup", "harga", "kondisi", "rugi", "buruk", dan "kecewa" yang menunjukkan keluhan masyarakat terhadap kenaikan kebutuhan hidup dan situasi ekonomi yang terasa semakin berat. Kata-kata yang berisi perasaan seperti "panik", "stres", dan "kecewa" menunjukkan adanya ketakutan, perasaan cemas, dan ketidakpuasan masyarakat terhadap dampak yang terjadi.

Secara keseluruhan, word cloud ini menunjukkan bahwa sentimen negatif didominasi oleh rasa kekhawatiran, tekanan ekonomi, dan ketidakstabilan

kondisi sosial yang dirasakan masyarakat dalam kehidupan sehari-hari. Visualisasi ini memperkuat hasil klasifikasi sentimen bahwa opini negatif cenderung berfokus pada dampak yang merugikan, terutama terkait kesulitan ekonomi, kenaikan harga, dan beban hidup masyarakat.

### c. Sentimen Netral

#### Word Cloud: NETRAL



Gambar 9. WordCloud Sentimen Netral

Di atas, terlihat bahwa kata-kata seperti “terima”, “kasih”, “bantu”, “tujuan”, “dukung”, “informasi”, dan “cuaca” muncul dengan ukuran yang lebih besar dibandingkan kata-kata lainnya. Pada saat yang sama, terdapat gambar berupa awan putih yang terlihat seperti awan. Kata-kata tersebut muncul dengan frekuensi yang cukup tinggi dalam data yang memiliki sentimen netral.

Selain itu, terdapat beberapa kata seperti “berita”, “fakta”, “observasi”, “data”, “kota”, “kembang”, “netral”, “harap”, dan “cerah” yang menunjukkan bahwa sebagian besar komentar berisi informasi biasa, pengamatan, atau tanggapan tanpa menunjukkan perasaan yang terlalu kuat. Kata-kata itu lebih berupa informasi, gambaran, atau sekadar menyampaikan pendapat umum mengenai situasi yang sedang dibahas.

Visualisasi awan kata ini menunjukkan bahwa sentimen netral mendominasi, karena komentar yang muncul berisi informasi, kondisi lingkungan, harapan masyarakat, serta penyampaian fakta, tanpa terdapat kecenderungan emosi yang terlalu positif atau negatif. Munculnya kata-kata tersebut menunjukkan bahwa banyak pengguna meninggalkan komentar yang bersifat netral dan memberikan informasi, bukan hanya mengekspresikan dukungan atau kritik secara langsung. Ini juga memperkuat hasil klasifikasi sentimen bahwa kategori netral memiliki lebih banyak opini yang tidak menyampaikan perasaan spesifik terhadap isu yang dibicarakan.

#### 4. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma Naïve Bayes Classifier yang di gabungkan dengan metode TF-IDF dan SMOTE berhasil melakukan analisis sentimen terhadap komentar TikTok yang membahas dampak konflik Iran dan Israel terhadap pasar keuangan global secara efektif. Setelah memproses 3.101 data komentar melalui tahap preprocessing, pembobotan TF-IDF, dan penyeimbangan data menggunakan SMOTE, model berhasil mencapai akurasi sebesar 84% dengan nilai rata-rata makro untuk precision, recall, dan f1-score masing-masing sebesar 0,84. Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa sebagian besar sentimen publik berada dalam kondisi netral, yaitu sebesar 46,3%, diikuti oleh sentimen negatif dengan persentase 41,2%, sedangkan sentimen positif hanya mencapai 12,5%. Dilihat dari hasil kinerja klasifikasi, model mendapatkan skor F1 sebesar 0,95 untuk kelas positif, 0,80 untuk kelas negatif, dan 0,78 untuk kelas netral. Hasil tersebut menunjukkan bahwa algoritma Naïve Bayes cukup baik dalam mengklasifikasikan sentimen dari komentar di TikTok, terutama setelah digabungkan dengan metode TF-IDF dan SMOTE yang membantu meningkatkan kualitas hasil klasifikasi data.

#### REFERENCES

- [1] M. Zulqornain, A. P. Widodo, and K. Adi, "Analisis sentimen media sosial menggunakan metode Naïve Bayes classifier," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 8, no. 5, pp. 1023–1030, 2021.
- [2] R. Mey Dina, A. Pratama, and Y. Nugroho, "Penerapan TF-IDF dan Naïve Bayes untuk analisis sentimen pada media sosial," *Jurnal Informatika Modern*, vol. 12, no. 1, pp. 45–53, 2025.
- [3] M. Ziddan, R. Saputra, and D. Kurniawan, "Klasifikasi sentimen TikTok Shop menggunakan algoritma Naïve Bayes," *Jurnal Sistem Cerdas*, vol. 10, no. 2, pp. 88–96, 2025.
- [4] S. Indriyani, D. Lestari, and F. Ramadhan, "Perbandingan metode Naïve Bayes dan Support Vector Machine pada analisis sentimen," *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 9, no. 3, pp. 210–218, 2023.
- [5] N. Putri, M. Sari, and T. Hidayat, "Pemanfaatan Natural Language Processing untuk analisis sentimen pada media sosial," *Jurnal Ilmu Komputer dan Data Science*, vol. 11, no. 2, pp. 67–75, 2025.
- [6] A. Rahman and E. Prasetyo, "Text preprocessing dalam analisis sentimen bahasa Indonesia," *Jurnal Pengolahan Data*, vol. 7, no. 1, pp. 15–23, 2020.
- [7] F. Z. Tala, *A Study of Stemming Effects on Information Retrieval in Bahasa Indonesia*, Master's thesis, Universiteit van Amsterdam, 2003.
- [8] J. Ramos, "Using TF-IDF to determine word relevance in document queries," in *Proc. First Instructional Conf. Machine Learning*, 2003.
- [9] A. McCallum and K. Nigam, "A comparison of event models for Naïve Bayes text classification," in *AAAI Workshop on Learning for Text Categorization*, 1998.
- [10] C. D. Manning, P. Raghavan, and H. Schütze, *Introduction to Information Retrieval*. Cambridge: Cambridge University Press, 2008.
- [11] R. Kohavi, "A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection," in *Proc. IJCAI*, 1995.
- [12] M. Sokolova and G. Lapalme, "A systematic analysis of performance measures for classification tasks," *Information Processing & Management*, vol. 45, no. 4, pp. 427–437, 2009.
- [13] N. V. Chawla, K. W. Bowyer, L. O. Hall, and K. W. Kegelmeyer, "SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique," *Journal of Artificial Intelligence Research*, vol. 16, pp. 321–357, 2002.
- [14] B. Liu, *Sentiment Analysis and Opinion Mining*. California: Morgan & Claypool Publishers, 2012.
- [15] I. H. Witten, E. Frank, M. A. Hall, and C. J. Pal, *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*, 4th ed. Burlington: Morgan Kaufmann, 2016.