

ANALISIS SENTIMEN PUBLIK TERHADAP ISU SELAT HORMUZ PADA PLATFORM X MENGGUNAKAN *MULTINOMIAL NAIVE BAYES*

Arman Surahman^{1*}, Asep Budiman Kusdinar², Asriyanik³

^{1,2,3}Universitas Muhammadiyah Sukabumi; Jl. R. Syamsudin, SH. No. 50. Kota Sukabumi; (0266) 218342

Keywords:

Analisis Sentimen;
CRISP-DM;
Multinomial Naive Bayes;
Selat Hormuz;
SMOTE.

Correspondent Email:

armansurahman928@ummi.a
c.id

Abstrak. Eskalasi konflik geopolitik di Selat Hormuz memicu lonjakan opini publik di media sosial X yang rentan terhadap bias jika dianalisis secara manual. Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi kecenderungan sentimen publik secara otomatis menggunakan kerangka kerja *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM). Sebanyak 3.000 cuitan diekstraksi dan melewati tahapan *text preprocessing*, menyisakan 2.581 dokumen teks bersih. Transformasi teks dilakukan menggunakan pembobotan *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) dengan ekstraksi fitur *N-Gram*. Pemodelan diklasifikasikan menggunakan algoritma *Multinomial Naive Bayes* (MNB) yang dioptimasi melalui *Hyperparameter Tuning* (*GridSearchCV*) dan diseimbangkan menggunakan *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE). Evaluasi performa model klasifikasi berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar 80,66%. Uji validitas sampel terhadap label otomatis menghasilkan nilai *Cohen's Kappa* 0,4308 yang mengindikasikan tingkat kesepakatan sedang. Temuan ini menunjukkan bahwa model yang dibangun mampu mengekstraksi pola sentimen masyarakat secara terukur sebagai referensi berbasis data bagi pengamat kebijakan internasional.



Copyright © 2026 The Author(s),
Published by Jurnal Informatika dan
Teknik Elektro Terapan. This is an
open-access article distributed under
the terms of the Creative Commons
Attribution-NonCommercial 4.0
International License (CC BY-NC
4.0).

Abstract. The escalation of geopolitical conflict in the Strait of Hormuz has triggered a surge in public opinion on social media X, which is prone to bias if analyzed manually. This study aims to automatically identify public sentiment trends using the *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) framework. A total of 3,000 tweets were extracted and underwent text preprocessing, leaving 2,581 clean text documents. Text transformation was performed using *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) weighting with *N-Gram* feature extraction. The modeling was classified using the *Multinomial Naive Bayes* (MNB) algorithm, optimized through *Hyperparameter Tuning* (*GridSearchCV*), and balanced using the *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE). The classification model's performance evaluation achieved an accuracy rate of 80.66%. Sample validity testing against automatic labels yielded a *Cohen's Kappa* value of 0.4308, indicating moderate agreement. These findings demonstrate that the developed model can extract measurable public sentiment patterns as a data-driven reference for international policy observers.

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi telah mengukuhkan peran jejaring sosial X (sebelumnya Twitter) sebagai medium sentral

dalam memantau eskalasi permasalahan lintas negara. Karakteristik penyebaran informasi yang real-time dan ekspresif menjadikan platform ini sebagai sensor sosial yang sangat

akurat untuk merekam opini dan kepanikan publik. Salah satu gejolak internasional berskala makro yang memicu perhatian masif warganet adalah ketegangan geopolitik dan militer di perairan Selat Hormuz. Kawasan ini merupakan titik sempit (*chokepoint*) maritim paling strategis dan urat nadi rantai pasok minyak mentah yang sangat krusial bagi stabilitas perekonomian dunia [1]. Dinamika konflik yang melibatkan intervensi aktor-aktor negara besar kerap kali berujung pada ancaman operasi militer bersenjata hingga manuver blokade jalur maritim secara sepihak [2].

Pemetaan respons dan tingkat kekhawatiran masyarakat luas terhadap krisis ini sangat urgen untuk dilakukan. Namun, ekstraksi informasi tersebut sangat sulit dieksekusi secara manual akibat besarnya volume data teks yang acak, sarat akan bahasa gaul (*slang*), dan tidak terstruktur. Oleh karena itu, pendekatan *Natural Language Processing* (NLP) dan komputasi analisis sentimen sangat dibutuhkan untuk mengukur polaritas emosi publik secara komprehensif [3].

Penelitian-penelitian sebelumnya telah sukses menggunakan algoritma *Naive Bayes* untuk mengukur opini publik terhadap kebijakan kenaikan Upah Minimum Kota (UMK) dengan tingkat akurasi yang memadai [4]. Studi lain juga membuktikan keunggulan algoritma probabilistik tersebut dalam menganalisis sentimen masyarakat terhadap pembangunan infrastruktur publik di ibu kota [5]. Analisis sentimen terkait kinerja kepala negara di media sosial juga memberikan akurasi yang optimal menggunakan metode probabilistik ini [6]. Lebih jauh lagi, evaluasi komputasional serupa telah diimplementasikan secara spesifik untuk merangkum respons publik global terhadap konflik geopolitik berkelanjutan antara Iran dan Israel [7]. Guna melengkapi kekosongan literatur pada jurnal ini yang sebelumnya hanya mengeksplorasi sentimen masyarakat terhadap kinerja lembaga legislatif secara domestik [8], penelitian ini diarahkan secara spesifik pada isu kebijakan luar negeri dan keamanan maritim internasional.

Analisis kesenjangan dari tinjauan pustaka di atas menunjukkan bahwa mayoritas literatur sentimen masih sangat berfokus pada evaluasi kebijakan di ranah domestik berskala mikro hingga meso. Akibatnya, pemetaan tren opini

publik secara komputasional pada persoalan dinamika geopolitik internasional berskala makro masih sangat minim. Berangkat dari urgensi tersebut, penelitian ini memiliki kebaruan dalam mengoptimasi algoritma *Multinomial Naive Bayes* (MNB) menggunakan metode SMOTE dan *Hyperparameter Tuning*. Tujuan utamanya adalah untuk memetakan arah persepsi dan polaritas warganet di jejaring X secara presisi dalam merespons manuver eskalasi di Selat Hormuz, sekaligus menyediakan purwarupa instrumen analitik bagi para pembuat kebijakan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

a. Analisis Sentimen dan *Text Mining*

Analisis sentimen merupakan bagian integral dari disiplin penambangan teks (*text mining*) yang bertujuan untuk mengekstraksi, mengevaluasi, dan mengklasifikasikan polaritas emosi dalam sebuah dokumen tekstual. Secara umum, polaritas ini direpresentasikan ke dalam tiga dimensi utama, yaitu opini yang mendukung (Positif), menolak atau khawatir (Negatif), dan sekadar pernyataan informatif tanpa keberpihakan (Netral).

b. *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF)

Dalam penerapannya pada mesin pembelajaran, teks mentah tidak dapat diproses secara langsung, melainkan harus dikonversi menjadi representasi nilai numerik. Kalkulasi *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) merupakan metode statistik yang digunakan untuk mengevaluasi seberapa penting sebuah kata di dalam suatu dokumen terhadap kumpulan dokumen (korpus) [9]. Metode ini bekerja dengan cara meningkatkan bobot kata yang sering muncul dalam satu cuitan spesifik, namun memberikan penalti atau menekan bobot kata yang muncul terlalu sering di hampir semua cuitan (seperti kata hubung).

c. *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE)

Ketimpangan proporsi kelas (*class imbalance*) pada dataset opini publik di mana sentimen negatif sering kali jauh mendominasi dibandingkan sentimen lainnya merupakan tantangan krusial dalam NLP. Hal ini kerap kali ditangani menggunakan algoritma penyintesis data

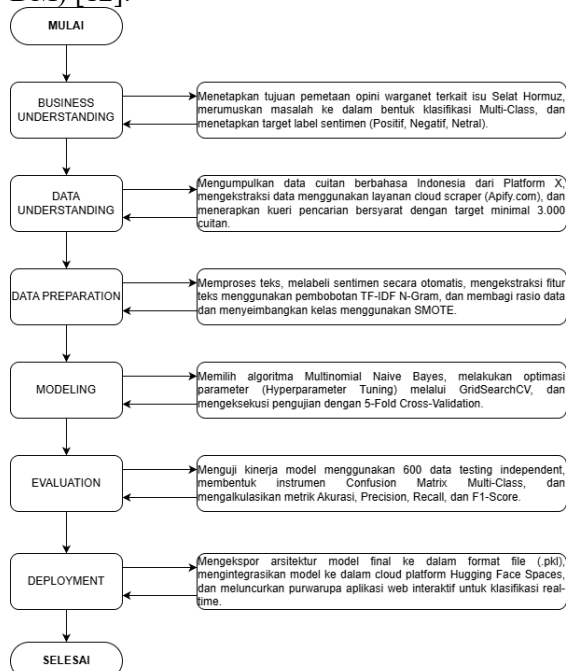
minoritas atau SMOTE [10]. Algoritma ini beroperasi dengan cara menginterpolasi titik data pada kelas minoritas untuk menciptakan sampel data sintetis baru, sehingga distribusi kelas menjadi seimbang tanpa menghilangkan informasi penting dari dataset aslinya.

d. *Multinomial Naive Bayes* (MNB)

Untuk mengklasifikasikan matriks data berdimensi tinggi hasil TF-IDF, algoritma *Multinomial Naive Bayes* dipilih karena arsitekturnya dirancang khusus untuk memproses frekuensi kemunculan kata diskrit (*term counts*) [11]. Algoritma ini bertumpu pada *Teorema Bayes* dengan asumsi independensi fitur yang kuat. Untuk mencegah probabilitas bernilai nol (*zero probability*) saat model mendeteksi kosa kata baru yang tidak ada dalam data latih, MNB dioptimasi dengan teknik perataan yang dikenal sebagai *Laplace Smoothing* (α).

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dioperasionalkan secara terstruktur melalui enam fase berurutan berdasarkan kerangka kerja *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) [12].



Gambar 1. Diagram Alur Penelitian CRISP-DM

a. *Business Understanding*

Menetapkan sasaran riset untuk membangun pemodelan klasifikasi *Multi-Class* yang

memetakan tren opini masyarakat terhadap blokade Selat Hormuz.

b. *Data Understanding*

Fase akuisisi data sekunder menggunakan layanan ekstraktor cloud dari platform Apify. Pengumpulan dibatasi pada rentang waktu Januari hingga Mei 2026, menargetkan korpus minimal 3.000 cuitan berbahasa Indonesia menggunakan query pencarian bersyarat (*Boolean*) yang mengombinasikan kata utama dan leksikon pendukung.

c. *Data Preparation*

Data teks kotor diproses melalui *pipeline preprocessing* NLP yang meliputi *Data Cleaning* untuk membuang elemen non-alfabet, *hyperlink*, dan *mention*, *Case Folding* untuk penyeragaman huruf kecil, *Tokenizing* untuk memenggal kalimat menjadi entitas kata tunggal, *Slang Normalization* untuk mengonversi ejaan gaul menjadi kosa kata baku bahasa Indonesia, *Stopword Removal* untuk mengeliminasi kata hubung yang tidak relevan dengan tetap mengecualikan kata negasi krusial, dan *Stemming* untuk mereduksi kata berimbuhan menjadi kata dasar menggunakan pustaka Sastrawi [13]. Pelabelan target (*ground truth*) dieksekusi secara otomatis menggunakan kombinasi modul TextBlob dan rule-based filtering. Representasi teks kemudian diubah menjadi vektor menggunakan TF-IDF N-Gram.

$$W(t, d) = TF(t, d) \times \log \left(\frac{N}{DF(t)} \right) (1)$$

Dataset bersih selanjutnya dipartisi dengan rasio 80% data latih dan 20% data uji. Teknik SMOTE disuntikkan secara eksklusif hanya pada kompartemen data latih guna menetralisasi dominasi kelas tertentu [14].

d. *Modeling*

Pemodelan dibangun menggunakan algoritma probabilistik *Multinomial Naive Bayes*. Algoritma ini memprediksi kelas sentimen dengan menghitung probabilitas posterior dari setiap dokumen menggunakan *Teorema Bayes*. Persamaan matematis dasarnya dirumuskan sebagai berikut:

$$P(C|d) \propto P(C) \prod_{i=1}^n P(w_i|C) (2)$$

$P(C|d)$ merupakan probabilitas posterior kelas sentimen C dari dokumen d , $P(C)$ adalah probabilitas prior kelas, dan $P(w_i|C)$

adalah probabilitas likelihood dari setiap fitur kata. Guna mencegah anomali probabilitas bernilai nol (*zero probability*) saat menemukan kosa kata baru, model ini mengimplementasikan teknik *Laplace Smoothing* (α) dengan perumusan:

$$P(w_i|C) = \frac{N(w_i, C) + \alpha}{N(C) + \alpha|V|} \quad (3)$$

Mengingat nilai bawaan *Laplace Smoothing* ($\alpha = 1.0$) sering kali kurang optimal untuk matriks data yang renggang, peneliti menerapkan komputasi *Hyperparameter Tuning* menggunakan ruang pencarian *GridSearchCV* yang dipadukan dengan teknik validasi silang (*5-Fold Cross-Validation*) guna mencari titik akurasi klasifikasi yang paling presisi [15].

e. *Evaluation*

Performa model dievaluasi menggunakan instrumen *Confusion Matrix Multi-Class* (berdimensi 3x3) terhadap data uji independen. Metrik yang dikalkulasikan meliputi tingkat Akurasi, *Precision*, *Recall*, dan harmonisasi *F1-Score*. Uji validitas tambahan (*Cohen's Kappa*) juga diterapkan untuk menakar reliabilitas pelabelan mesin terhadap anotasi manusia.

f. *Deployment*

Arsitektur model final (.pkl) diintegrasikan ke dalam ekosistem komputasi awan Hugging Face Spaces untuk meluncurkan purwarupa aplikasi klasifikasi web interaktif.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses ekstraksi pada platform X berhasil menghimpun 3.000 cuitan mentah yang berpotensi memuat banyak noise linguistik. Sebelum diekstraksi fiturnya, dataset mentah ini wajib melewati tahapan Data Preparation (prapemrosesan teks) secara berurutan agar struktur linguistiknya dapat dibaca oleh algoritma komputasi. Berikut adalah demonstrasi transformasi komputasional pada salah satu sampel cuitan dari dataset mentah melalui enam tahapan tersebut:

a. *Data Cleaning*

Tahap inisiasi ini mengeliminasi elemen non-alfabet yang tidak memiliki nilai sentimen, seperti tautan URL, mention, tagar, dan tanda baca.

Tabel 1. Tahap Data Cleaning

Teks Mentah	Hasil Cleaning
-------------	----------------

Jurnalisme Amerika, Rick Sanchez, "Iran tidak hanya mampu mengontrol Selat Hormuz, tapi juga mampu melakukan apapun terhadap kabel-kabel internet bawah laut yang melintasi Selat Hormuz." https://t.co/9wC9lKUg0N	Jurnalisme Amerika Rick Sanchez Iran tidak hanya mampu mengontrol Selat Hormuz tapi juga mampu melakukan apapun terhadap kabel-kabel internet bawah laut yang melintasi Selat Hormuz
--	--

b. *Case Folding*

Tahap penyeragaman dengan mengonversi seluruh teks menjadi huruf kecil (lowercase) untuk mencegah redundansi variabel pada memori mesin.

Tabel 2. Tahap Case Folding

Hasil Sebelumnya	Hasil Case Folding
Jurnalisme Amerika Rick Sanchez Iran tidak hanya mampu mengontrol Selat Hormuz tapi juga mampu melakukan apapun terhadap kabel-kabel internet bawah laut yang melintasi Selat Hormuz	jurnalisme amerika rick sanchez iran tidak hanya mampu mengontrol selat hormuz tapi juga mampu melakukan apapun terhadap kabel-kabel internet bawah laut yang melintasi selat hormuz

c. *Tokenizing*

Mekanisme fragmentasi yang memotong untaian kalimat panjang menjadi potongan kata tunggal (array dimensi) atau token.

Tabel 3. Tahap Tokenizing

Hasil Sebelumnya	Hasil Tokenizing
jurnalisme amerika rick sanchez iran tidak hanya mampu mengontrol selat hormuz tapi juga mampu melakukan apapun terhadap kabel-kabel internet bawah laut yang melintasi selat hormuz	['jurnalisme', 'amerika', 'rick', 'sanchez', 'iran', 'tidak', 'hanya', 'mampu', 'mengontrol', 'selat', 'hormuz', 'tapi', 'juga', 'mampu', 'melakukan', 'apapun', 'terhadap', 'kabel', 'kabel', 'internet', 'bawah', 'laut', 'yang', 'melintasi', 'selat', 'hormuz']

	'kabel', 'internet', 'bawah', 'laut', 'yang', 'melintasi', 'selat', 'hormuz']
--	--

d. *Slang Normalization*

Mengonversi kosa kata tidak baku atau singkatan (slang) menjadi leksikon standar menggunakan kamus kustom (misalnya mengubah kata "as" menjadi "amerika").

Tabel 4. Tahap Slang Normalization

Hasil Sebelumnya	Hasil Slang Normalization
['jurnalis', 'amerika', 'rick', 'sanchez', 'iran', 'tidak', 'hanya', 'mampu', 'mengontrol', 'selat', 'hormuz', 'tapi', 'juga', 'mampu', 'melakukan', 'apapun', 'terhadap', 'kabel', 'kabel', 'internet', 'bawah', 'laut', 'yang', 'melintasi', 'selat', 'hormuz']	['jurnalis', 'amerika', 'rick', 'sanchez', 'iran', 'tidak', 'hanya', 'mampu', 'mengontrol', 'selat', 'hormuz', 'tapi', 'juga', 'mampu', 'melakukan', 'apapun', 'terhadap', 'kabel', 'kabel', 'internet', 'bawah', 'laut', 'yang', 'melintasi', 'selat', 'hormuz']

e. *Stopword Removal*

Prosedur pembuangan istilah penghubung yang frekuensi kemunculannya tinggi namun tidak membawa nilai polaritas sentimen (seperti "bahwa", "di").

Tabel 5. Tahap Stopword Removal

Hasil Sebelumnya	Hasil Stopword Removal
['jurnalis', 'amerika', 'rick', 'sanchez', 'iran', 'tidak', 'hanya', 'mampu', 'mengontrol', 'selat', 'hormuz', 'tapi', 'juga', 'mampu', 'melakukan', 'apapun', 'terhadap', 'kabel', 'kabel', 'internet', 'bawah', 'laut', 'yang', 'melintasi', 'selat', 'hormuz']	jurnalis amerika rick sanchez iran tidak mampu mengontrol selat hormuz mampu melakukan apapun kabel kabel internet bawah laut melintasi selat hormuz

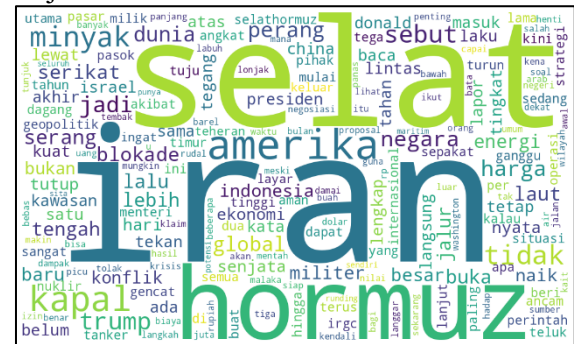
f. *Stemming*

Proses pemangkasan afiks (imbuhan) untuk mereduksi kosa kata ke bentuk dasarnya menggunakan pustaka Sastrawi.

Tabel 6. Tahap Stemming

Hasil Sebelumnya	Hasil Stemming
jurnalis amerika rick sanchez iran tidak mampu mengontrol selat hormuz mampu melakukan apapun kabel kabel internet bawah laut melintasi selat hormuz	jurnalis amerika rick sanchez iran tidak mampu kontrol selat hormuz mampu laku apa kabel kabel internet bawah laut lintas selat hormuz

Setelah seluruh korpus teks melewati enam tahapan tersebut, jumlah data menyusut dari 3.000 cuitan mentah menjadi 2.581 dokumen teks bersih yang relevan untuk dianalisis lebih lanjut.



Gambar 2. Visualisasi Word Cloud Korpus Teks Bersih

Berdasarkan visualisasi Word Cloud pada Gambar 2, korpus teks menunjukkan dominasi kemunculan kata-kata kunci esensial seperti 'iran', 'amerika', 'selat', 'hormuz', 'minyak', dan 'blokade'. Tingginya frekuensi leksikon tersebut memvalidasi bahwa dataset yang diekstraksi sangat relevan dengan konteks geopolitik dan ancaman stabilitas ekonomi yang sedang diteliti.

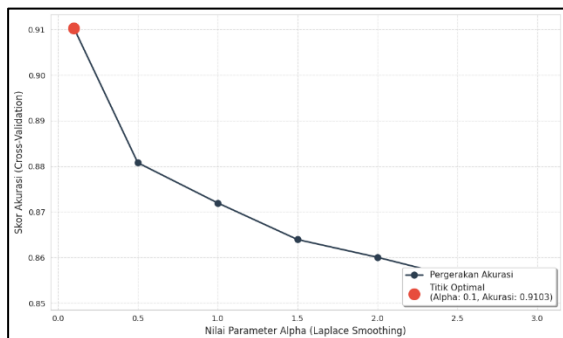
Distribusi pelabelan otomatis terhadap 2.581 dokumen teks bersih tersebut menghasilkan proporsi sentimen yang sangat timpang, sebagaimana direpresentasikan pada Tabel 7.

Tabel 7. Distribusi Kelas Sentimen Publik

Label Sentimen	Jumlah Cuitan
Negatif	1.640
Netral	554
Positif	388
Total Dokumen	2.581

Ketimpangan proporsi (*imbalanced data*) ini memberikan justifikasi kuat terhadap penggunaan teknik SMOTE pada tahap prakomputasi agar model tidak mengalami bias dalam mengenali kelas minoritas.

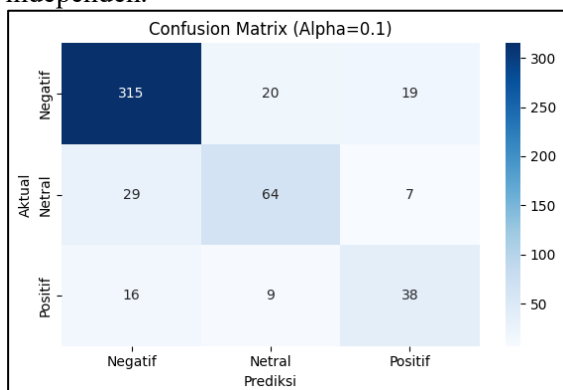
Pada fase *Hyperparameter Tuning*, arsitektur *GridSearchCV* berhasil mengidentifikasi bahwa probabilitas klasifikasi mencapai puncaknya ketika parameter *Laplace Smoothing* diatur pada titik terendah. Mesin mengunci nilai Alpha = 0.1 sebagai konfigurasi final.



Gambar 3. Tahapam Optimasi *Hyperparameter Tuning*

Penurunan nilai parameter Alpha dari batas bawaan (default = 1.0) menjadi 0.1 mengindikasikan bahwa dataset opini publik ini memiliki matriks fitur teks yang sangat renggang (*sparse*). Penggunaan nilai Alpha yang lebih kecil terbukti efektif mencegah terjadinya perataan probabilitas (*smoothing*) yang terlalu ekstrem, sehingga algoritma tetap memiliki sensitivitas tinggi dalam mengukur dan membedakan bobot kata-kata krusial penentu arah sentimen.

Integrasi teknik penyeimbangan SMOTE dan optimasi parameter berhasil mendongkrak performa algoritma secara signifikan. Model klasifikasi akhir menghasilkan tingkat akurasi puncak sebesar 80,66% pada pengujian independen.



Gambar 4. *Confusion Matrix* Model Klasifikasi

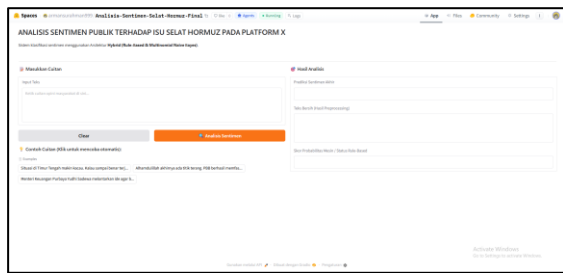
Berdasarkan pemetaan matriks kebingungan (*Confusion Matrix*) pada Gambar 4, model menunjukkan keandalan tertinggi dalam memprediksi kelas Negatif dibandingkan kelas lainnya. Evaluasi berbasis proporsi kelas mencatatkan nilai rata-rata tertimbang (*Weighted Average*) yang sangat tangguh. Metrik *Precision* mencapai angka 0,80 secara keseluruhan. Angka presisi yang tinggi ini menandakan bahwa sistem memiliki tingkat *False Positive* yang rendah, yang berarti model sangat jarang salah melabeli opini netral atau positif sebagai sentimen negatif. Daya tangkap sistem (*Recall*) menyentuh rasio 0,81. Metrik harmonis *F1-Score* juga stabil pada nilai 0,81 yang merepresentasikan keandalan klasifikasi secara komprehensif.

Untuk menguji keandalan pelabelan mesin dasar (*ground truth*), hasil uji validasi manual menggunakan 200 sampel acak mencetak tingkat kesamaan 72,00% dengan nilai *Cohen's Kappa* sebesar 0,4308. Angka ini membuktikan keberadaan bias linguistik bawaan pada pelabelan TextBlob sebesar 28,00%, terutama akibat kegagalan leksikon dalam menerjemahkan sarkasme. Analisis kesalahan (*error analysis*) menemukan bahwa cuitan bersendikan ironi atau sindiran seringkali disalahartikan oleh pendekatan leksikon murni karena menggunakan diksi yang positif untuk mengungkapkan kekecewaan.

Justifikasi empiris ini menjawab mengapa akurasi model berhenti pada angka 80,66%, yang menyiratkan bahwa hambatan bersumber dari kualitas data otomatis, bukan kegagalan algoritma MNB. Secara praktis, tingginya volume sentimen negatif (1.640 cuitan) mengindikasikan meluasnya kekhawatiran publik terhadap lonjakan harga rantai pasok energi global akibat krisis Selat Hormuz. Hal ini memberikan implikasi lanjutan bahwa tren percakapan di media sosial dapat difungsikan sebagai sistem peringatan dini (*early warning system*) bagi pembuat kebijakan untuk memitigasi gejolak kepanikan pasar ekonomi domestik.

Sebagai luaran praktis dari tahap peluncuran (*Deployment*), model komputasi probabilistik yang telah tervalidasi kemudian diekspor dan diintegrasikan ke dalam antarmuka aplikasi berbasis web interaktif. Purwarupa (*prototype*)

aplikasi analisis sentimen ini ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Tampilan Antarmuk Aplikasi Analisis Sentimen

Aplikasi yang dikerangkai menggunakan framework Gradio pada platform Hugging Face Spaces ini mendemonstrasikan kapabilitas model secara real-time. Melalui antarmuka ini, pengguna dapat memasukkan teks cuitan mentah baru yang belum pernah dilihat oleh mesin sebelumnya. Sistem akan memproses data tersebut seketika dan menyajikan prediksi polaritas kelas sentimen akhir, teks hasil *preprocessing*, serta rincian komputasi skor probabilitas, menjadikan sistem ini siap untuk dimanfaatkan sebagai instrumen analitik berbasis kecerdasan buatan.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian komputasi yang telah diuraikan, penelitian ini menarik beberapa simpulan utama:

- Implementasi text preprocessing dan pembobotan TF-IDF *N-Gram* berhasil menyajikan struktur dataset yang solid untuk dianalisis.
- Penerapan teknik penyeimbangan data (SMOTE) dan optimasi *GridSearchCV* secara empiris sukses mendongkrak akurasi model *Multinomial Naive Bayes* hingga mencapai 80,66%.
- Evaluasi validitas membuktikan bahwa sisa error prediksi murni bersumber dari bias *ground truth* berlabel otomatis, bukan dari kelemahan model klasifikasi.
- Tren opini warganet di platform X terhadap isu Selat Hormuz didominasi oleh sentimen negatif (1.640 cuitan), merepresentasikan kekhawatiran nyata atas dampak stabilitas ekonomi internasional.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan penghargaan yang setinggi-tingginya kepada Lembaga Penelitian

dan Pengabdian kepada Masyarakat (LPPM) Universitas Muhammadiyah Sukabumi atas fasilitas riset yang diberikan, serta kepada dosen pembimbing yang senantiasa mengarahkan perumusan metodologi penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Ita Istiqomah and Dian Mutmainah, "Upaya Diplomasi Maritim Koersif Amerika Serikat terhadap Iran di Selat Hormuz," *SOSMANIORA J. Ilmu Sos. dan Hum.*, vol. 4, no. 2, pp. 515–529, 2025, doi: 10.55123/sosmaniora.v4i2.5386.
- [2] H. Noviyanto and N. Abdullah, "Security and Sovereignty in The Strait of Hormuz: The Iran- USA Conflict," *JPSD (Journal Policy, Secur. Democr.*, vol. vol 1, no1, no. 1, pp. 87–105, 2025, [Online]. Available: <https://doi.org/10.63280/jpsd.v1i1.42245>
- [3] D. Jurafsky and J. H. Martin, "Summary of Contents," 2026, [Online]. Available: <https://web.stanford.edu/~jurafsky/slp3/>
- [4] F. Fitriyadi and A. Astikasari, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Kebijakan Kenaikan Umk 6,5% Menggunakan Metode *Naive Bayes*," *J. Ris. Sist. dan Teknol. Inf.*, vol. 3, no. 1, pp. 26–35, 2025, doi: 10.30787/restia.v3i1.1885.
- [5] S. Riyadi, "Analisis Sentimen Opini Masyarakat Terhadap Stadion Jakarta Internasional Stadium (JIS) Pada Twitter Dengan Perbandingan Metode *Naive Bayes* Dan Support Vector Machine," *J. Sains dan Teknol.*, vol. 5, no. 3, pp. 801–809, 2025, [Online]. Available: <https://doi.org/10.55338/saintek.v5i1.2790>
- [6] S. M. Fauzi and R. Cahyana, "Analisis Sentimen Publik Pada Media Sosial Multi-Platform Terhadap Kinerja Presiden Prabowo Subianto Menggunakan Algoritma *Naive Bayes*," *J. Algoritm.*, vol. 22, no. 2, pp. 1907–1918, 2025, doi: 10.33364/algoritma/v.22-2.2586.
- [7] A. Karima, A. Ulya, T. S. A. Sukiman, and A. Zufia, "Twitter Sentiment Analysis on the Iran-Israel Conflict Using the Naïve Bayes Classification Algorithm," vol. 6, no. 2, pp. 930–943, 2025, doi: 10.30596/jcositte.v6i2.26093.
- [8] D. D. Putri, G. F. Nama, and W. E. Sulistiono, "ANALISIS SENTIMEN KINERJA DEWAN PERWAKILAN RAKYAT (DPR) PADA TWITTER MENGGUNAKAN METODE *NAIVE BAYES CLASSIFIER*," vol. 10, no. 1, pp. 34–40, 2022.
- [9] D. Rifaldi and A. Fadlil, "DECODE: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi TEKNIK

- PREPROCESSING PADA *TEXT MINING* MENGGUNAKAN DATA TWEET ‘MENTAL HEALTH,’” *Decod. J. Pendidik. Teknol. Inf.*, vol. 3, no. 2, pp. 161–171, 2023, [Online]. Available: <https://doi.org/10.51454/decode.v3i2.131>
- [10] G. Ammar, I. Pasaribu, G. Taufik, and G. Chrisnawati, “Penerapan Naïve Bayes Berbasis SMOTE Dan Decision Tree Untuk Analisis Sentimen Timnas Indonesia,” vol. 7, no. 2, pp. 152–160, 2025, [Online]. Available: <https://jurnal.bsi.ac.id/index.php/infortech/article/view/11570>
- [11] H. Hartatik and M. Enggar Aziz Hibbannuari, “Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Layanan Provider Indihome Menggunakan Algoritma *Naive Bayes*,” *J. Autom. Comput. Inf. Syst.*, vol. 3, no. 1, pp. 19–26, 2023, doi: 10.47134/jacis.v3i1.53.
- [12] M. Jamil and M. S. Hanafi, “Analisis Sentimen Calon Kepala Daerah Maluku Utara dengan Metode CRISP-DM,” vol. 7, no. 3, 2025, doi: 10.32877/bt.v7i3.2285.
- [13] B. A. Maulana, M. J. Fahmi, A. M. Imran, and N. Hidayati, “Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Pluang Menggunakan Algoritma *Naive Bayes* dan Support Vector Machine (SVM),” *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 2, pp. 375–384, 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i2.1206.
- [14] H. Hidayatullah *et al.*, “PENERAPAN NAÏVE BAYES DENGAN OPTIMASI INFORMATION GAIN DAN SMOTE UNTUK ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA APLIKASI CHATGPT,” vol. 7, no. 3, 2023, [Online]. Available: <https://doi.org/10.36040/jati.v7i3.6887>
- [15] F. A. Hizham, H. Asy’ari, and M. Y. Urrochman, “Analisis Sentimen Ulasan Kawah Ijen Menggunakan Naïve Bayes Classification dan Optimasi Oversampling Sentiment Analysis Of Ijen Crater Reviews Using Naïve Bayes Classification And Oversampling Optimization,” vol. 13, pp. 2090–2103, 2024, [Online]. Available: <https://doi.org/10.32520/stmsi.v13i5.4490>