15338190292430358 21_Artikel_Ilmiah

by The Contributor Groupy

Submission date: 03-Aug-2026 07:50PM (UTC+0700)
Submission ID: 2999238168
File name: 1533819029243035821_Artikel_Ilmiah.pdf (1.04M)
Word count: 4796
Character count: 30107

Sentiment Analysis Of Public Perceptions Of The President's Policy On The National Disaster Status In Sumatra Using A Social Media-Based Naive Bayes Model X
[Analisis Sentimen Persepsi Publik Terhadap Kebijakan Presiden Tentang Status Bencana Nasional Di Sumatera Dengan Naive Bayes Berbasis Media Sosial X]

Naufal Farras Hilmya Hanif[*,1)], Hamzah Setiawan [2)], Arif Senja Fitrani [3)], Ade Eviyanti [4)]
[1,2,3,4)] *Program Studi Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia*
*Email Penulis Korespondensi: hamzah@umsida.ac.id

Abstract. *The widespread use of the X platform makes it a primary channel for public responses to government policies. This study examines public sentiment regarding the President's national disaster status for the Sumatra floods by comparing three Naïve Bayes algorithms: Multinomial, Bernoulli, and Complement. Scraping yielded 1,208 tweets, which underwent preprocessing, TF-IDF extraction, and oversampling on an 80:20 training split to resolve extreme label imbalance, expanding the training dataset to 2,685. Results showed that while Multinomial and Bernoulli achieved over 92% accuracy, both suffered from an accuracy paradox and severe overfitting, failing to detect minority classes. Conversely, Complement Naïve Bayes proved highly robust, achieving 87.60% accuracy and the highest Macro F1-Score (0.49) to successfully capture minority sentiments. Topic analysis revealed that negative sentiments criticized the Ministry of Public Works over damaged infrastructure, whereas positive sentiments appreciated rapid relief efforts. This research offers insights for evaluating disaster communications.*

Keywords; *Sentiment Analysis, Naïve Bayes, TF-IDF, National Disaster, X Social Media*

Abstrak. *Meluasnya penggunaan platform X menjadikannya saluran utama bagi publik untuk merespons kebijakan pemerintah. Penelitian ini mengkaji sentimen publik terkait kebijakan Presiden mengenai status bencana nasional banjir di Sumatera dengan membandingkan tiga algoritma Naïve Bayes: Multinomial, Bernoulli, dan Complement. Pengumpulan data melalui scraping menghasilkan 1.208 cuitan, yang kemudian melalui tahap preprocessing, ekstraksi TF-IDF, serta oversampling pada data latih dengan rasio pembagian 80:20 guna mengatasi ketimpangan label yang ekstrem, sehingga memperluas data latih menjadi 2.685. Hasil pengujian menunjukkan bahwa meskipun Multinomial dan Bernoulli mencapai akurasi di atas 92%, keduanya mengalami paradoks akurasi dan overfitting yang parah sehingga gagal mendeteksi kelas minoritas. Sebaliknya, Complement Naïve Bayes terbukti sangat tangguh, mencapai akurasi 87,60% serta F1-Score Makro tertinggi (0,49) untuk berhasil menangkap sentimen minoritas. Analisis topik mengungkap bahwa sentimen negatif mengkritik Kementerian Pekerjaan Umum terkait kerusakan infrastruktur, sedangkan sentimen positif mengapresiasi upaya bantuan yang cepat. Penelitian ini memberikan wawasan untuk mengevaluasi komunikasi penanganan bencana.*

Kata Kunci; *Analisis Sentimen, Naïve Bayes; TF-IDF, Bencana Nasional, X Media Sosial*

I. PENDAHULUAN

Status darurat nasional yang ditetapkan Presiden akibat banjir yang melanda wilayah Sumatera memunculkan beragam tanggapan dari masyarakat yang perlu dipahami secara sistematis [1]. Di tengah derasnya arus komunikasi digital saat ini, platform X berperan sebagai ruang terbuka bagi warganet untuk mengomentari kinerja pemerintah secara langsung dan hampir real-time [2]. Besarnya volume opini yang muncul di ruang tersebut menuntut penggunaan pendekatan berbasis komputasi agar pola sentimen publik dapat dipetakan secara objektif dan terukur [3]. Sejumlah studi terdahulu memperlihatkan bahwa kombinasi antara ekstraksi fitur Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) dan algoritma Multinomial Naïve Bayes cukup konsisten digunakan untuk mengolah teks berbahasa Indonesia [4],[5]. Penerapan kombinasi metode ini pada evaluasi kebijakan insentif kendaraan listrik [6], layanan internet [7], ulasan layanan kesehatan [8], hingga program Kampus Merdeka secara konsisten menghasilkan tingkat akurasi yang solid, yakni di kisaran 71% hingga 91,8%. [9].

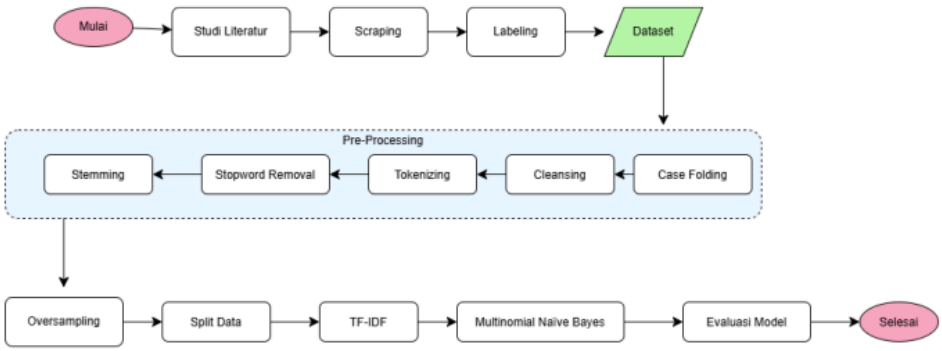
Namun demikian, penelusuran terhadap literatur-literatur tersebut memperlihatkan sejumlah celah yang belum banyak tergarap (research gap). Studi yang secara spesifik menyoroti sentimen publik terhadap kebijakan penanganan krisis di tingkat nasional terutama status bencana masih jarang ditemukan, apalagi yang memanfaatkan data dari platform X [1]. Di samping itu, banyak penelitian sebelumnya belum menangani persoalan ketimpangan distribusi kelas (imbalanced data) secara memadai, sehingga model yang dihasilkan cenderung kurang peka dalam mendeteksi sentimen dari kelas minoritas [6]. Padahal, pemetaan opini publik yang komprehensif pada masa krisis sangat dibutuhkan sebagai alat evaluasi efektivitas birokrasi pemerintah di lapangan [10]. Bertolak dari celah tersebut, penelitian ini disusun untuk mengkaji sentimen dan persepsi publik di platform X terhadap kebijakan Presiden

mengenai status bencana nasional banjir Sumatera, melalui penerapan algoritma Multinomial Naïve Bayes, pembobotan TF-IDF, serta teknik oversampling untuk menyeimbangkan distribusi data.

II. METODE

Tahapan Penelitian

Riset ini disusun mengikuti pendekatan kuantitatif berbasis komputasi, berada dalam lingkup Natural Language Processing (NLP), dan dijalankan sepenuhnya secara lokal memakai Visual Studio Code dengan interpreter Python 3.x [11]. Secara umum, alur tahapan penelitian yang dilakukan diilustrasikan pada Gambar 1 berikut:



Gambar 1. Alur Tahapan Penelitian

Berdasarkan Gambar 1, tahapan operasional dalam penelitian ini diuraikan secara lengkap sebagai berikut:

A. Studi Literatur

Sebelum masuk ke tahap teknis, dilakukan penelusuran terhadap sejumlah publikasi terkait guna membangun landasan konseptual penelitian. Fokus penelusuran diarahkan pada tiga hal: penerapan analisis sentimen pada domain serupa, teknik pembobotan fitur TF-IDF, dan performa algoritma machine learning yang relevan, sehingga diperoleh gambaran metodologi yang paling sesuai untuk diadopsi.

B. Scraping data

Pengumpulan data primer dilakukan lewat web scraping otomatis pada laman platform X, memanfaatkan pustaka Selenium di lingkungan Python [2],[7]. Proses pengambilan data mengandalkan akun pengguna reguler tanpa memerlukan API resmi maupun token autentikasi khusus dengan rentang waktu pengambilan 14 Desember 2025 – 26 Mei 2026. Kata kunci yang dipakai mencakup "banjir Sumatera", "bencana nasional banjir", "kebijakan presiden banjir", "status bencana Sumatera", dan "banjir Sumatera kebijakan", menghasilkan total 1.321 cuitan mentah.

C. Pelabelan Data

Proses pemberian label pada data teks dilakukan secara otomatis *(ground truth)* menggunakan pendekatan leksikon VADER *(Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner)* dengan hasil data menjadi 1.208 [12],[13]. Cara kerjanya, setiap kata dalam cuitan dicocokkan dengan daftar leksikon yang telah memiliki bobot sentimen, kemudian dijumlahkan menjadi satu nilai gabungan yang disebut *compound score*. Berdasarkan nilai tersebut, setiap cuitan kemudian dikelompokkan ke salah satu dari tiga kategori: positif jika skor di atas nol, negatif jika skor di bawah nol, dan netral jika skor sama dengan nol.

D. Pre-Processing

Data mentah hasil scraping tidak dapat langsung diproses karena masih mengandung banyak elemen yang tidak relevan secara linguistik. Oleh karena itu, dijalankan enam tahap pembersihan berurutan memakai pustaka Pandas dan Numpy [8],[7]. Tahap pertama, *Case Folding*, menyamaratakan seluruh teks menjadi huruf kecil agar variasi kapitalisasi tidak dihitung sebagai kata berbeda. Tahap kedua, *Cleansing*, membuang komponen yang tidak dibutuhkan seperti tautan (URL), *hashtag, mention, emoji*, tanda baca, serta spasi berlebih. Selanjutnya, Normalisasi Kata mengubah istilah-istilah tidak baku atau bahasa gaul menjadi bentuk baku sesuai kaidah bahasa Indonesia. Tahap keempat, *Tokenizing*, memecah setiap kalimat menjadi satuan kata (token) agar dapat diproses secara individual. Tahap kelima, *Stopword Removal*, menyaring kata-kata fungsi (seperti kata sambung dan kata depan) yang tidak memberi kontribusi makna terhadap sentimen, memakai daftar *stopword* dari pustaka Sastrawi. Tahap terakhir,

Stemming, mereduksi setiap kata ke bentuk dasarnya guna menyeragamkan variasi imbuhan, juga menggunakan pustaka Sastrawi.

E. Penanganan Ketidakseimbangan Data (*Oversampling*)

Guna mencegah model condong ke kelas yang jumlahnya dominan *(majority class bias)*, diterapkan teknik *oversampling* pada data yang telah dilabeli khusus untuk data latih [6]. Dari 1.208 data bersih yang diperoleh, distribusi awal menunjukkan ketimpangan tajam: kelas Netral mencapai 1.119 data (92,6%), sedangkan kelas Positif dan Negatif masing-masing hanya 60 data (5,0%) dan 29 data (2,4%). Teknik *oversampling* bekerja dengan menduplikasi atau mensintesis sampel pada kelas-kelas minoritas hingga jumlahnya setara dengan kelas mayoritas. Setelah proses ini, total data meningkat menjadi 3.357, dengan komposisi seimbang sempurna masing-masing 1.119 data untuk kelas Netral, Positif, dan Negatif. Sesuai kaidah umum dalam *machine learning*, teknik *oversampling* ini hanya diterapkan pada subset data latih *(training data)*, bukan pada data uji.

F. Split Data

Dataset yang telah melalui tahap *preprocessing* selanjutnya dibagi menjadi dua bagian menggunakan metode *stratified random split* dengan proporsi 80:20. Sebanyak 80% data dialokasikan sebagai data latih (*training data*) untuk proses pembelajaran model Naïve Bayes, sedangkan 20% sisanya disisihkan sebagai data uji (*testing data*) yang murni digunakan untuk mengukur performa model. Pembagian ini dilakukan secara proporsional dan acak agar distribusi kelas sentimen pada kedua segmen tetap representatif.

G. Pembobotan TF-IDF

Untuk mengubah teks menjadi representasi numerik yang dapat diproses secara matematis, digunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) dari pustaka *Scikit-Learn* [4],[5]. Nilai akhir pembobotan dihitung memakai persamaan berikut:

$$TF - IDF_{t,d} = \left(\frac{f_{t,d}}{tf_{t,d}}\right) \times \log\left(\frac{N}{df_t}\right) \quad (1)$$

Secara konseptual, komponen TF pada persamaan tersebut mencerminkan seberapa sering suatu kata muncul dalam satu dokumen (cuitan), sedangkan komponen IDF berfungsi menekan bobot kata-kata yang terlalu umum digunakan di seluruh kumpulan data. Perpaduan keduanya membuat kata yang sering muncul dalam satu cuitan tertentu, namun jarang ditemukan di dokumen lain, memperoleh bobot yang lebih tinggi. Implementasinya dijalankan secara otomatis menggunakan modul *TfidfVectorizer* dari *Scikit-Learn* agar proses komputasi tetap efisien.

H. Pemodelan Multinominal Naïve Bayes

Vektor hasil pembobotan TF-IDF selanjutnya menjadi input bagi algoritma Multinomial Naïve Bayes dari pustaka Scikit-Learn [7],[14]. Model ini dilatih berdasarkan kerangka probabilitas Teorema Bayes, yang menghitung peluang suatu kelas dengan persamaan berikut:

$$P(C \mid X) = \frac{P(X \mid C) \times \left(\frac{N_c}{N}\right)}{P(X)} \quad (2)$$

Asumsi dasar yang melandasi algoritma ini adalah independensi kondisional, yakni kemunculan satu kata dianggap tidak dipengaruhi oleh kata lain dalam teks yang sama. Meski asumsi ini disederhanakan, pada praktiknya kelas *MultinomialNB* dari *Scikit-Learn* tetap mampu menjaga stabilitas komputasi sekaligus meminimalkan kompleksitas saat memproses matriks data yang jarang terisi *(sparse matrix)*.

I. Pemodelan Bernoulli Naïve Bayes

Vektor hasil ekstraksi fitur selanjutnya menjadi *input* bagi algoritma Bernoulli Naïve Bayes. Model ini dilatih berdasarkan kerangka probabilitas Teorema Bayes dan memiliki karakteristik yang khas karena dikhususkan untuk menangani tipe data binomial atau biner[15]. Model ini menghitung peluang suatu kelas dengan persamaan probabilitas berikut:

$$P(C \mid X) = \frac{P(X \mid C) \times P(C)}{P(X)} \quad (3)$$

Asumsi dasar yang melandasi algoritma ini adalah independensi kondisional, yakni keberadaan satu kata dianggap tidak dipengaruhi oleh kata lain dalam teks yang sama. Berbeda dengan model berbasis frekuensi, Bernoulli Naïve Bayes sangat sesuai dan konsisten untuk fitur biner atau *boolean*. Pada praktiknya, algoritma ini hanya memperhitungkan representasi biner yang mengindikasikan apakah suatu istilah spesifik muncul atau tidak di dalam dokumen karena kehadiran atau ketidakhadiran suatu kata seringkali lebih informatif dan prediktif dibandingkan seberapa sering kata tersebut diulang.

J. Pemodelan Complement Naïve Bayes

Vektor hasil ekstraksi fitur dengan pendekatan TF-IDF selanjutnya menjadi *input* bagi algoritma Complement Naïve Bayes. Metode klasifikasi Naive Bayes ini memanfaatkan dasar probabilitas untuk mengkategorikan objek ke dalam berbagai kelompok berdasarkan ciri-cirinya. Model ini menghitung probabilitas posterior untuk setiap kategori sentimen berdasarkan data pelatihan, di mana perhitungan ini melibatkan perkalian probabilitas prior dari setiap kategori dengan *likelihood*,[16] yaitu probabilitas data teramati mengingat kategori tersebut:

$$P(C \mid X) = \frac{P(X \mid C) \times P(C)}{P(X)} \quad (4)$$

Pada praktiknya, penggunaan model dengan *library* ComplementNB terbukti memiliki kinerja yang lebih baik dan performa yang tinggi. Tingginya performa klasifikasi dari algoritma ComplementNB ini disebabkan oleh kemampuannya yang lebih tangguh dan lebih baik dalam menangani data yang ada.

K. Evaluasi Model

Untuk menilai seberapa baik model memprediksi data uji, digunakan *Confusion Matrix*, yang memetakan hasil prediksi ke dalam empat kemungkinan: *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN) [17]. Empat metrik turunan diukur dengan rumus berikut:

$$\boldsymbol{Accuracy} = \frac{\mathrm{TP} + \mathrm{TN}}{TP + TN + FP + FN} \quad (5)$$

$$\boldsymbol{Precision} = \frac{\mathrm{TP}}{TP + FP} \quad (6)$$

$$\boldsymbol{Recall} = \frac{\mathrm{TP}}{TP + FN} \quad (7)$$

$$\boldsymbol{F1 - Score} = 2\mathrm{x}\ \frac{Precision\ x\ Recall}{Precision + Recall} \quad (8)$$

Accuracy menunjukkan proporsi prediksi yang tepat secara keseluruhan, sedangkan *Precision* mengukur ketepatan model saat memprediksi suatu kelas, dan *Recall* menilai kemampuan model menangkap seluruh data yang sebenarnya termasuk kelas tersebut. *F1-Score* hadir sebagai penyeimbang antara *Precision* dan *Recall* dalam satu ukuran tunggal. Keempat metrik ini dihasilkan secara otomatis melalui fungsi *classification report* dan *confusion matrix* pada *Scikit-Learn*, sehingga proses evaluasi tetap konsisten di setiap pengujian. Visualisasi hasilnya kemudian dibuat menggunakan pustaka *Matplotlib* dan *Wordcloud*.

III. Hasil dan Pembahasan

A. Hasil Pengumpulan dan Pelabelan Data

Proses pengumpulan data diawali dengan web scraping pada platform X terkait isu kebijakan dan penanganan bencana banjir Sumatera, yang menghasilkan 1.321 cuitan mentah[18]. Setelah melalui tahap pembersihan awal meliputi validasi dan penyaringan duplikasi diperoleh 1.208 data teks yang layak dianalisis lebih lanjut. Data tersebut kemudian diberi label secara otomatis menggunakan pendekatan leksikon VADER *(Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner)* [12],[13]. Hasil distribusi dari proses pelabelan sentimen tersebut dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Distribusi Hasil Pelabelan Sentimen Setelah Pelabelan

Kategori Sentimen	Jumlah Cuitan	Persentase (%)
Netral	1.119	92,6%
Positif	60	5,0%
Negatif	29	2,40%
Total	**1.208**	**100%**

Berdasarkan Tabel 1, memperlihatkan ketimpangan distribusi opini publik yang cukup ekstrem *(imbalanced data)*. Kelas Netral mendominasi dengan proporsi 92,6%, sementara kelas Positif dan Negatif masing-masing hanya 5,0% dan 2,4%. Besarnya proporsi sentimen netral ini mengindikasikan bahwa sebagian besar interaksi warganet di platform X terkait isu banjir Sumatera lebih banyak berupa penyebaran informasi yang sifatnya objektif seperti pembaruan berita, doa, atau laporan situasi di lapangan ketimbang opini emosional atau kritik langsung terhadap kebijakan pemerintah.

B. Hasil Pemrosesan dan Penyeimbangan Data (*Oversampling*)

Ketimpangan distribusi kelas sebesar 92,6% pada data mentah berpotensi membuat model *machine learning* bias terhadap kelas mayoritas. Untuk mengantisipasi hal ini, 1.208 dataset terlebih dahulu dibersihkan melalui enam tahap *pre-processing: Case Folding, Cleansing,* Normalisasi Kata, *Tokenizing, Stopword Removal,* dan *Stemming*, dengan bantuan pustaka Sastrawi.

Setelah teks bersih dan terstandarisasi, teknik *oversampling* diterapkan khusus pada data latih kelas minoritas (Positif dan Negatif). Proses ini berhasil menyeimbangkan distribusi menjadi masing-masing 895 data per kelas sentimen [6],[18]. Perbandingan jumlah distribusi kelas sebelum dan sesudah penerapan *oversampling* dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Distribusi Data Training Sebelum dan Sesudah *Oversampling*

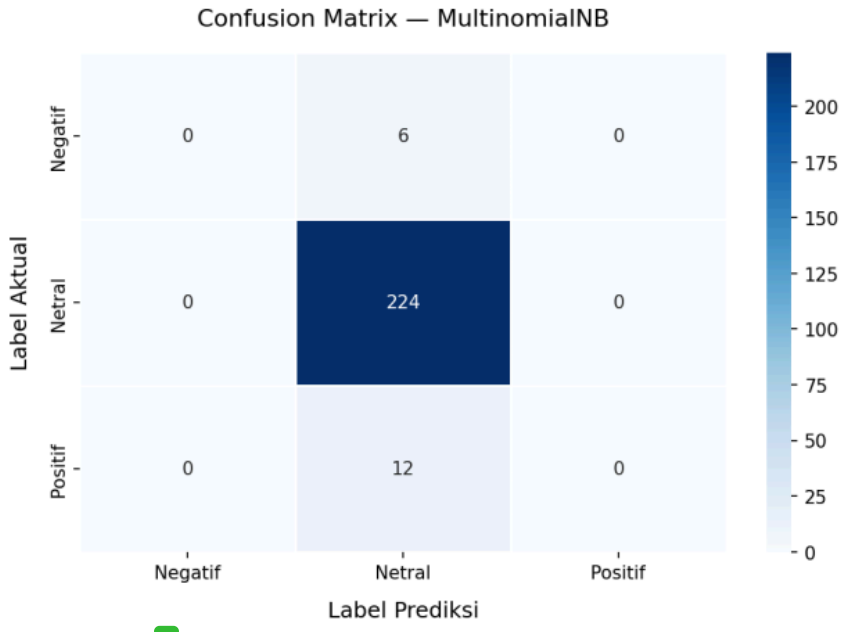
Kategori Sentimen	Jumlah Sebelum Oversampling	Jumlah Sesudah Oversampling
Netral (Kelas Mayoritas)	895 data	895 data
Positif (Kelas Minoritas)	48 data	895 data
Negatif (Kelas Minoritas)	23 data	895 data
Total	**966 data**	**2.685 data**

Berdasarkan Tabel 2, memperlihatkan bahwa total dataset yang siap diproses ke tahap ekstraksi fitur TF-IDF dan klasifikasi meningkat menjadi 2.685 data Dengan distribusi kelas yang telah seimbang sempurna (masing-masing kategori berjumlah 895 data dengan rasio 1:1:1), algoritma diharapkan dapat mempelajari karakteristik setiap kategori opini publik secara adil, tanpa terpengaruh bias kelas mayoritas.

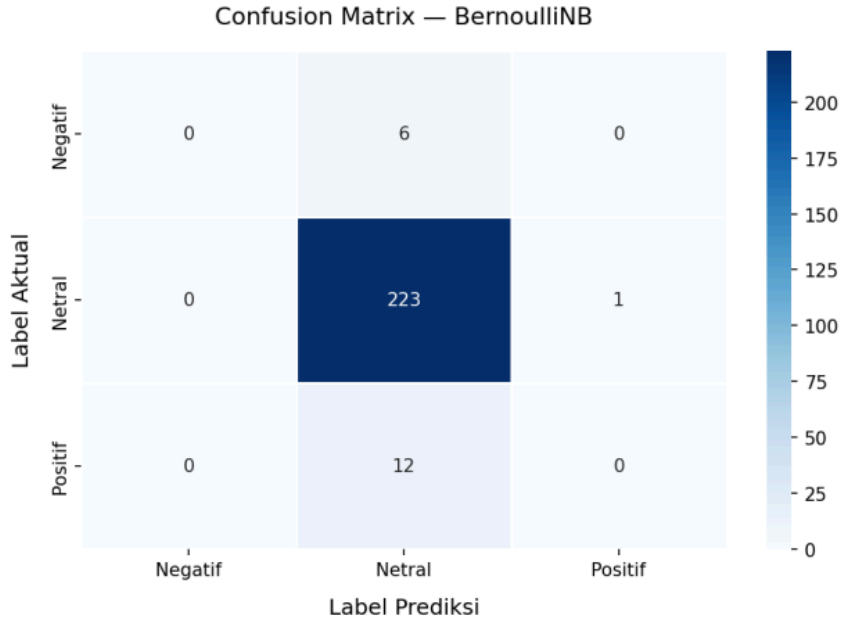
C. Hasil Klasifikasi dan Evaluasi Model Naïve Bayes

Dataset yang telah seimbang kemudian dipartisi menggunakan metode *Stratified Random Sampling* dengan rasio 80:20, menghasilkan 2.685 data sebagai data latih dan 242 data sebagai data uji. Setelah teks diubah menjadi representasi vektor numerik melalui pembobotan TF-IDF, ketiga model yaitu *MultinomialNaïve Bayes, BernoulliNaïve Bayes, ComplementNaïve Bayes* dilatih untuk mengenali pola dan probabilitas kata pada tiap kelas sentimen [19],[20].

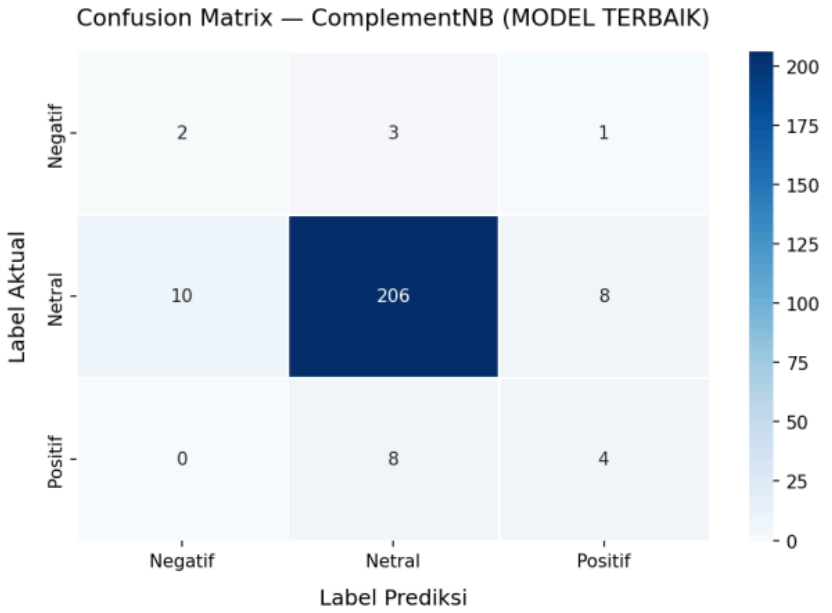
Kinerja prediksi model terhadap data uji dievaluasi menggunakan instrumen *Confusion Matrix* dan *Classification Report*. Hasil pengukuran metrik evaluasi model dapat dilihat pada Tabel dibawah:



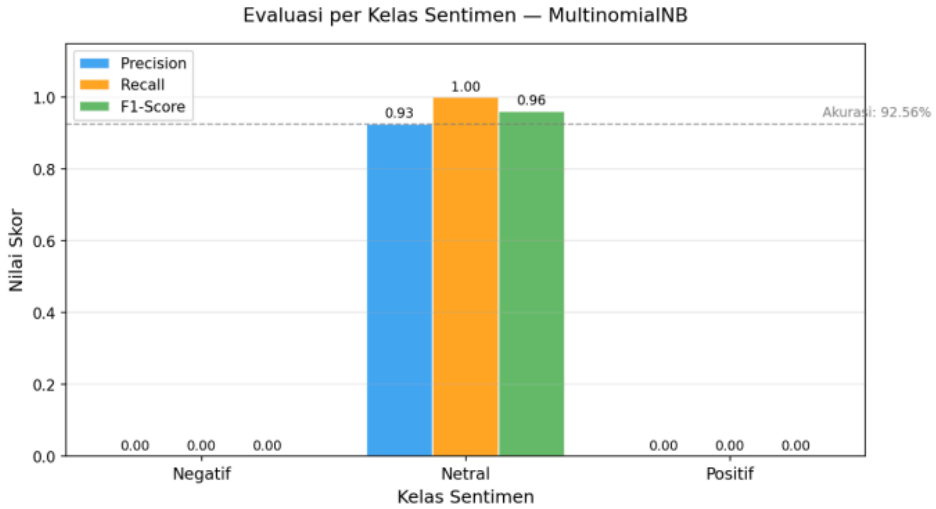
Gambar 2. Grafik Confusion Matrix MultinomialNB



Gambar 3. Grafik Confusion Matrix BernoulliNB



Gambar 4. Grafik Confusion Matrix ComplementNB

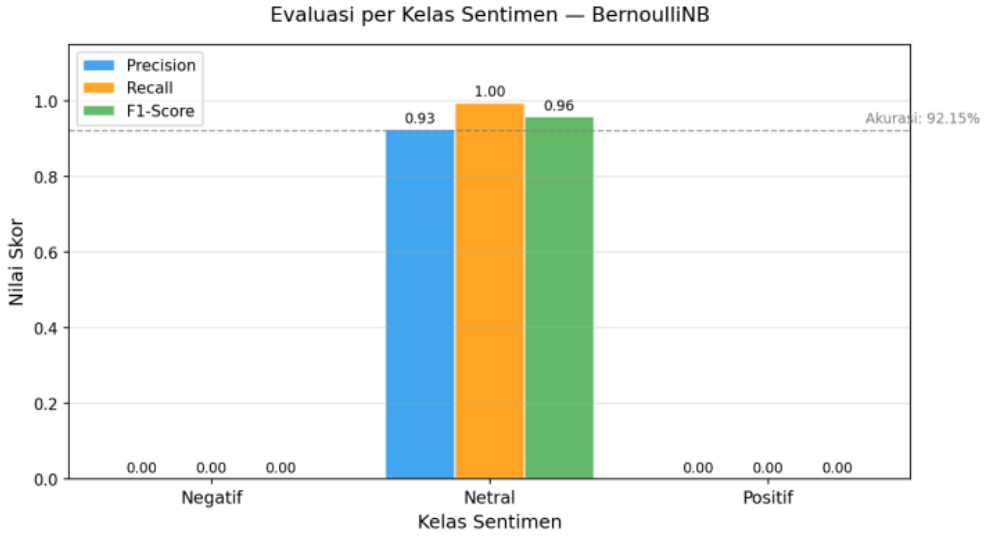


Gambar 5. Grafik Evaluasi Per Kelas MultinomialNB

Tabel 3. Hasil Evaluasi Kinerja Multinomial Naïve Bayes

Kelas Sentimen	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif	0.00	0.00	0.00	6
Netral	0.93	1.00	0.96	224
Positif	0.00	0.00	0.00	12
Accuracy	-	-	0.93	242
Macro Avg	**0.31**	**0.33**	**0.32**	**242**
Weighted Avg	**0.86**	**0.93**	**0.89**	**242**

Berdasarkan Tabel 3, model *Multinomial Naïve Bayes* mencatatkan tingkat akurasi keseluruhan sebesar 93% (0,93). Namun, tingginya angka akurasi ini merupakan sebuah paradoks, karena model terbukti gagal total dalam mendeteksi sentimen pada kelas minoritas (positif dan negatif). Hal ini secara jelas ditunjukkan oleh nilai *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* yang anjlok ke angka 0,00 pada kedua kelas minoritas tersebut. Sebaliknya, model ini sangat terpengaruh oleh dominasi frekuensi kata dari kelas mayoritas dan mengalami *overfitting* yang ekstrem terhadap sentimen netral (dengan *Precision* 0,93, *Recall* 1,00, dan *F1-Score* 0,96). Ketimpangan performa ini ditegaskan secara nyata oleh nilai rata-rata makro (*Macro Avg*) yang sangat rendah, yakni *Precision* 0,31, *Recall* 0,33, dan *F1-Score* 0,32, yang menyimpulkan bahwa algoritma MultinomialNB tidak mampu mengklasifikasikan polaritas opini publik secara proporsional[21].

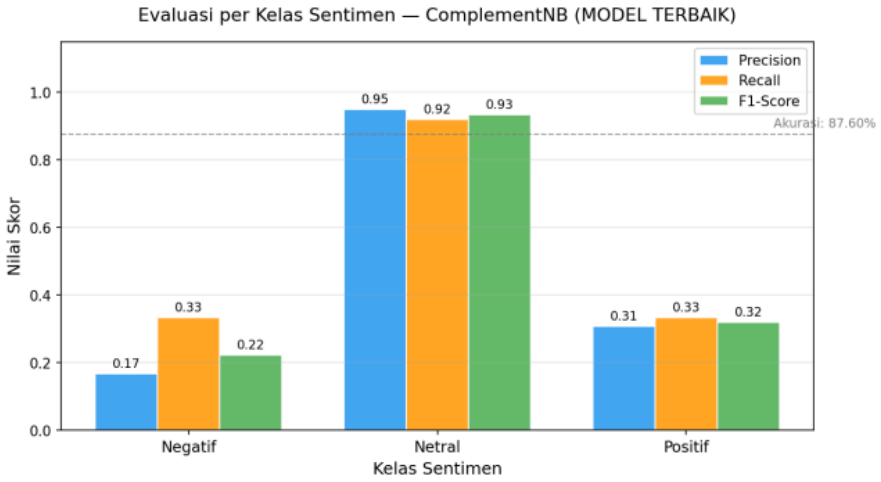


Gambar 6. Grafik Evaluasi Per Kelas BernoulliNB

Tabel 4. Hasil Evaluasi Kinerja Bernoulli Naïve Bayes

Kelas Sentimen	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif	0.00	0.00	0.00	6
Netral	0.93	1.00	0.96	224
Positif	0.00	0.00	0.00	12
Accuracy	-	-	0.92	242
Macro Avg	**0.31**	**0.33**	**0.32**	**242**
Weighted Avg	**0.86**	**0.92**	**0.89**	**242**

Berdasarkan Tabel 4, model *Bernoulli Naïve Bayes* mencatatkan tingkat akurasi keseluruhan sebesar 92% (0,92). Namun, tingginya angka akurasi ini merupakan sebuah paradoks, karena model terbukti gagal total dalam mendeteksi sentimen pada kelas minoritas (positif dan negatif). Hal ini ditunjukkan secara jelas oleh nilai *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* yang anjlok ke angka 0,00 pada kedua kelas minoritas tersebut. Sebaliknya, model ini sangat terpengaruh oleh dominasi data dan mengalami *overfitting* yang ekstrem terhadap kelas mayoritas, yakni sentimen netral (dengan perolehan *Precision* 0,93, *Recall* 1,00, dan *F1-Score* 0,96). Ketimpangan performa ini ditegaskan secara nyata oleh nilai rata-rata makro (*Macro Avg*) yang sangat rendah, yakni *Precision* 0,31, *Recall* 0,33, dan *F1-Score* 0,32, yang menyimpulkan bahwa algoritma BernoulliNB tidak mampu mengklasifikasikan polaritas opini publik secara proporsional.

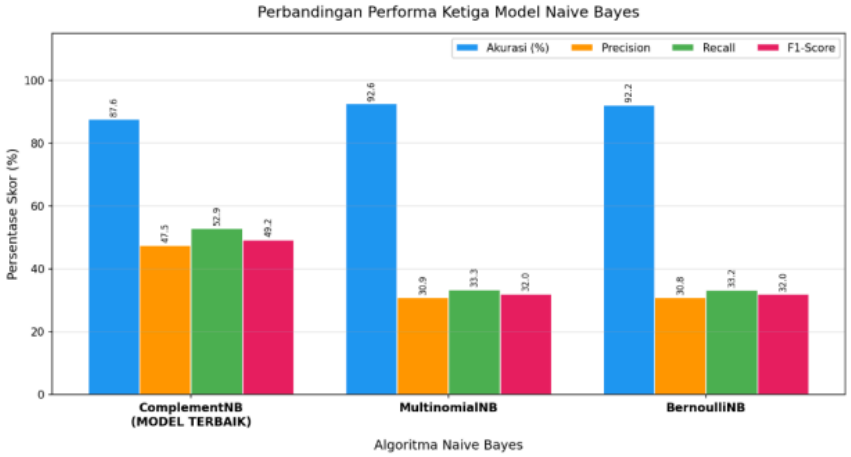


Gambar 7. Grafik Evaluasi Per Kelas ComplementNB

Tabel 5. Hasil Evaluasi Kinerja Complement Naïve Bayes

Kelas Sentimen	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif	0.17	0.33	0.22	6
Netral	0.95	0.92	0.93	224
Positif	0.31	0.33	0.32	12
Accuracy	-	-	0.88	242
Macro Avg	**0.47**	**0.53**	**0.49**	**242**
Weighted Avg	**0.90**	**0.88**	**0.89**	**242**

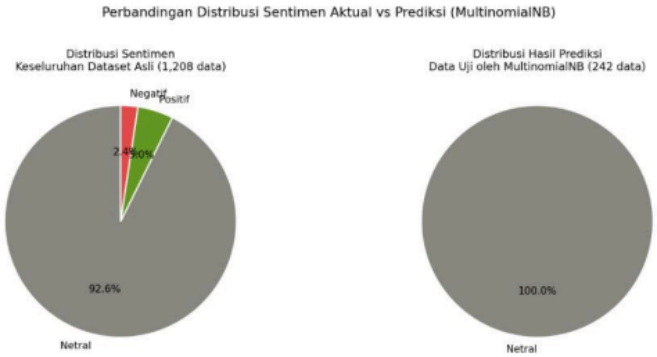
Berdasarkan Tabel 5, model Complement Naïve Bayes mencatatkan tingkat akurasi keseluruhan sebesar 88% (0,88). Berbeda dengan dua model sebelumnya yang mengalami *overfitting* ekstrem, ComplementNB terbukti menjadi model yang paling andal dan adaptif dalam mengklasifikasikan sentimen opini publik pada dataset yang sangat tidak seimbang ini. Ketangguhan tersebut dibuktikan dengan keberhasilan model dalam mendeteksi kelas minoritas, di mana sentimen negatif memperoleh nilai *Precision* 0,17, *Recall* 0,33, dan *F1-Score* 0,22, sementara sentimen positif memperoleh *Precision* 0,31, *Recall* 0,33, dan *F1-Score* 0,32. Meskipun sentimen netral tetap mendominasi prediksi (dengan *F1-Score* 0,93), model ini tidak sepenuhnya terdistorsi oleh bias kelas mayoritas tersebut. Keseimbangan performa ini turut ditegaskan oleh perolehan rata-rata makro (*Macro Avg*) sebesar 0,47 untuk *Precision*, 0,53 untuk *Recall*, dan 0,49 untuk *F1-Score*. Angka-angka ini menunjukkan bahwa algoritma Complement Naïve Bayes merupakan solusi yang paling optimal dan proporsional untuk menangani ketimpangan data pada klasifikasi teks berbahasa Indonesia.



Gambar 8. Grafik Perbandingan Performa Ketiga Model Naïve Bayes

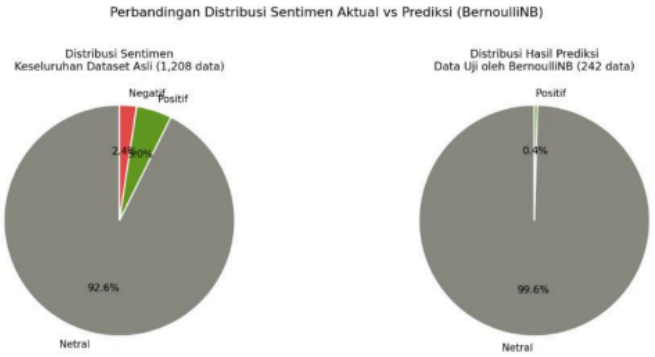
Berdasarkan gambar 8, model Complement Naïve Bayes terbukti sebagai model terbaik dan paling andal dalam mengklasifikasikan sentimen opini publik pada kasus ketimpangan data ini, dengan tingkat akurasi keseluruhan mencapai 87,6%. Nilai Precision sebesar 47,5% (0,475) dan Recall sebesar 52,9% (0,529) mengindikasikan bahwa model ini memiliki sensitivitas dan ketepatan yang paling tangguh dalam mendeteksi kelas minoritas (positif dan negatif) tanpa terdistorsi oleh bias dominasi frekuensi kata dari kelas netral. Keseimbangan performa ini turut ditegaskan oleh perolehan F1-Score tertinggi yakni sebesar 49,2% (0,492), yang menunjukkan bahwa kombinasi pembobotan fitur TF-IDF dan penanganan ketidakseimbangan data (*oversampling*) pada model ComplementNB paling berhasil mengoptimalkan performa klasifikasi pada teks berbahasa Indonesia dibandingkan varian algoritma lainnya.

D. Pembahasan dan Interpretasi Persepsi Publik



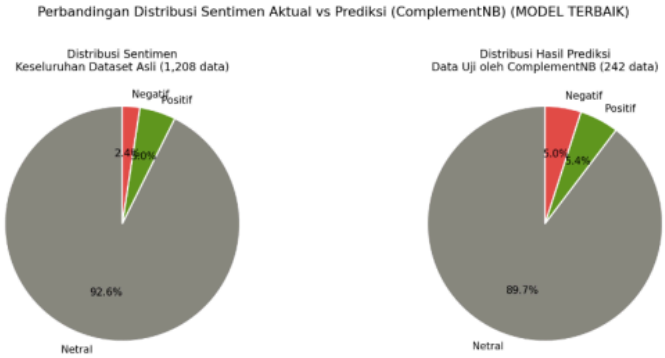
Gambar 9. Grafik Distribusi MultinomialNB

Pada distribusi sentimen keseluruhan (1.208 data asli), kelas Netral menunjukkan dominasi yang sangat ekstrem dengan porsi 92,6%, diikuti oleh sentimen Positif (5,0%) dan Negatif (2,4%). Sementara itu, hasil prediksi model Multinomial Naive Bayes terhadap 242 data uji menampilkan dinamika yang timpang: model memprediksi 100% keseluruhan data uji masuk ke dalam sentimen Netral. Pola ini mengindikasikan bahwa model mengalami *overfitting* yang parah terhadap kelas mayoritas dan sama sekali gagal mengungkap polaritas sentimen positif maupun negatif yang tersembunyi di balik ketidakseimbangan data mentah[4],[22].



Gambar 10. Grafik Distribusi BernoulliNB

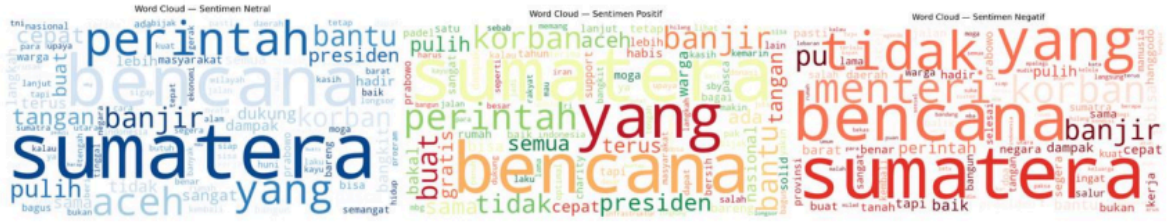
Mengacu pada kondisi awal, distribusi sentimen pada 1.208 data keseluruhan didominasi kuat oleh kelas Netral sebesar 92,6%, berbanding terbalik dengan kelas Positif (5,0%) dan Negatif (2,4%). Sementara itu, hasil prediksi model Bernoulli Naive Bayes terhadap 242 data uji menampilkan dinamika yang tidak terpaut jauh dari dominasi awal sentimen Netral tetap memuncak pada proporsi 99,6%, dengan hanya menyisakan porsi yang sangat marjinal untuk sentimen Positif (0,4%) dan nihil pada sentimen Negatif. Pola ini mengindikasikan bahwa model memiliki tingkat sensitivitas yang sangat rendah terhadap fitur teks minoritas, sehingga daya prediksinya tetap terjebak pada bias kelas mayoritas netral[15].



Gambar 11. Grafik Distribusi ComplementNB

Berangkat dari ketimpangan distribusi awal di mana sentimen Netral mendominasi 92,6% dari 1.208 data keseluruhan, hasil prediksi model Complement Naive Bayes yang dinobatkan sebagai model terbaik terhadap 242 data uji justru menampilkan dinamika yang paling adaptif. Sentimen Netral mengalami penyusutan proporsi menjadi 89,7%, memberikan ruang bagi kelas minoritas untuk terdeteksi, yakni tersingkapnya sentimen Positif sebesar 5,4% dan sentimen Negatif sebesar 5,0%. Pola ini mengindikasikan bahwa model ComplementNB terbukti secara algoritmik lebih tangguh dan mampu mengungkap polaritas sentimen minoritas yang sebelumnya tertekan oleh dominasi kelas netral pada data mentah[16].

E. Analisis dan Visualisasi Topik (*Word Cloud*)



(a) (b) (c)

Gambar 5. WordCloud Netral Positif Negatif

Berdasarkan wordcloud Gambar 5 (a) Pada kelas netral, visualisasinya menampilkan kata-kata ekstensif seperti "sumatera", "banjir", "bencana", "aceh", "perintah", "bantu", dan "presiden". Kata-kata yang mendominasi kelas ini cenderung bersifat informatif, pelaporan, dan lugas. Kehadiran kata-kata pendukung seperti "pasca", "pascabencana", "salur", "program", "tni", "kerja", "sigap", dan "warga" menegaskan bahwa interaksi netral di Media Sosial X lebih banyak dimanfaatkan untuk menyebarkan informasi faktual. Cuitan-cuitan ini berfokus pada pembaruan situasi terkini pascabencana, proses penyaluran bantuan kepada warga, serta pelaporan objektif mengenai kinerja dan kesigapan aparat (TNI/Pemerintah) di lapangan, tanpa disertai tendensi opini atau muatan emosional yang berlebihan.

Berdasarkan wordcloud Gambar 5 (b) pada kelas positif, perbincangan didominasi oleh kata-kata kunci sentral seperti "sumatera", "bencana", "banjir", "bantu", "perintah" (pemerintah), "presiden", dan wilayah "aceh". Selain itu, muncul pula kata-kata yang bernada optimis, apresiatif, dan suportif seperti "bangkit", "pulih", "cepat", "bagus", "solid", "optimal", "support", "charity", dan "sehat". Pola leksikal ini mengindikasikan bahwa cuitan bersentimen positif mayoritas berisi apresiasi, dukungan moril, solidaritas, serta harapan masyarakat agar proses pemulihan, penyaluran bantuan, dan penanganan kesehatan bagi korban bencana di Sumatera (khususnya wilayah Aceh) dapat berjalan dengan cepat, terkoordinasi secara optimal, dan solid di bawah arahan pemerintah.

Berdasarkan wordcloud Gambar 5 (c) pada kelas negatif, kata-kata yang paling menonjol adalah "sumatera", "bencana", "menteri", "pu", "perintah", dan "korban". Meskipun terdapat kesamaan kata kunci utama dengan kelas sentimen lainnya karena berada pada topik yang sama, terdapat kemunculan kata-kata spesifik yang mengarah pada keluhan, ketidakpuasan, atau kritik, seperti kata "tidak", "salah", "lama", "rusak", "dampak", dan "jalan". Munculnya secara spesifik nama "hanggodo" dan "dody" yang berdampingan dengan kata "menteri" dan "pu" sangat menegaskan bahwa kritik publik menyoroti secara tajam kinerja Kementerian Pekerjaan Umum (PU). Opini negatif ini cenderung diarahkan pada masalah infrastruktur yang terdampak (seperti jalan/tanah rusak), serta keluhan terhadap kelambanan ("lama") penanganan pascabencana di wilayah tersebut.

IV. SIMPULAN

Penelitian ini membandingkan tiga model Naïve Bayes menggunakan 2.685 data latih seimbang hasil *oversampling* dan pembobotan TF-IDF dengan rasio pembagian 80:20. Hasil pengujian menyimpulkan bahwa Complement Naïve Bayes terbukti sebagai model paling adaptif dengan akurasi 87,60% dan *F1-Score* Makro tertinggi (0,49), yang mampu secara tangguh mendeteksi kelas minoritas tanpa terjebak paradoks akurasi maupun *overfitting* seperti pada model Multinomial dan Bernoulli. Analisis *WordCloud* menunjukkan bahwa sentimen negatif didominasi oleh kritik tajam terhadap Kementerian PU terkait infrastruktur, kelas netral berisi informasi faktual situasi pascabencana, dan kelas positif mencerminkan apresiasi publik atas respons pemulihan dari pemerintah. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan memperluas pengambilan data ke platform media sosial lain serta mengeksplorasi perbandingan dengan model algoritma klasifikasi lain seperti SVM atau *deep learning*.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan, bimbingan, dan bantuan selama proses penyelesaian penelitian ini, baik dalam aspek akademik maupun nonakademik. Kontribusi berupa arahan ilmiah, saran yang membangun, serta penyediaan fasilitas pendukung sangat membantu penulis dalam menyelesaikan penelitian hingga tahap akhir. Selain itu, dukungan moral dan motivasi yang diberikan selama pelaksanaan penelitian juga menjadi faktor penting dalam menjaga kelancaran serta kualitas penyusunan karya ini. Penulis berharap hasil penelitian ini dapat memberikan manfaat serta menjadi referensi bagi pengembangan penelitian pada masa yang akan datang.

REFERENSI

[1] S. Jurnal, "(S I N T E K) ANALISIS SENTIMEN BENCANA BANJIR SUMATERA MENGGUNAKAN TF-IDF DAN LOGISTIC REGRESSION," vol. VI, no. 1.

[2] F. Meila, A. Sofyan, N. Sulistiyowati, and A. Voutama, "ANALISIS SENTIMEN TERHADAP RESPON PERUBAHAN NAMA TWITTER MENJADI ' X ' MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES CLASSIFIER," vol. 8, no. 5, pp. 10987–10994, 2024.

[3] I. Iskandar, "Model Komunikasi Kebencanaan Berbasis Analisis Sentimen dan Jaringan Sosial di Twitter dan Instagram Untuk Mitigasi Banjir di Kota Makassar," vol. 5, no. 1, pp. 202–222, 2026.

[4] Z. Zulkarnaini, H. Purnomo, and A. Firdhayanti, "Klasifikasi Sentimen Ulasan Pengguna MyPertamina Menggunakan Algoritma Naive Bayes dan TF-IDF: Klasifikasi Sentimen Ulasan Pengguna MyPertamina Menggunakan Algoritma Naive Bayes dan TF-IDF," *JUPITER J. Penelit. Ilmu dan Teknol. Komput.*, vol. 17, no. 2, pp. 801–810, 2025, [Online]. Available: https://jurnal.polsri.ac.id/index.php/jupiter/article/view/10600

[5] T. Menggunakan, M. T. Dan, and N. Bayes, "Jurnal Informatika Terpadu TWITTER MENGGUNAKAN METODE TF-IDF DAN NAIVE BAYES," vol. 10, no. 2, pp. 93–100, 2024.

[6] Y. Pramana, Y. Pradeva, I. M. Widiartha, and I. P. Satwika, "Analisis Sentimen Kebijakan Insentif Mobil Listrik Menggunakan TF-IDF dan Naïve Bayes," vol. 4, no. November, pp. 181–188, 2025.

[7] 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 Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 5, no. 2, pp. 566–577, 2025, doi: 10.57152/malcom.v5i2.1852.

[8] Ardiansyah, Adika Sri Widagdo, Krisna Nuresa Qodri, F. E. N. Saputro, and Nisrina Akbar Rizky P, "Analisis sentimen terhadap pelayanan Kesehatan berdasarkan ulasan Google Maps menggunakan BERT," *J. Fasilkom*, vol. 13, no. 02, pp. 326–333, 2023, doi: 10.37859/jf.v13i02.5170.

[9] D. F. Zhafira, B. Rahayudi, and Indriati, "Analisis Sentimen Kebijakan Kampus Merdeka Menggunakan Naïve Bayes dan Pembobotan TF-IDF," *J. Sist. Informasi, Teknol. Informasi, dan Edukasi Sist. Inf.*, vol. 2, no. 1, pp. 55–63, 2021.

[10] Sulton Ibrahim, Widodo, and Murien Nugraheni, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Kebijakan Pemerintah Dalam Menangani Covid-19 Menggunakan Metode Support Vector Machine Dan Naive Bayes Dengan Laplace Estimator," *PINTER J. Pendidik. Tek. Inform. dan Komput.*, vol. 9, no. 1, pp. 47–54, 2025, doi: 10.21009/pinter.9.1.7.

[11] Y. Hapsari, S. Mujahidin, and N. Fadhliana, "Analisis Sentimen Isu Vaksinasi Covid-19 pada Twitter dengan Metode Naive Bayes dan Pembobotan TF-IDF Tokenisasi 1-2 Gram," *SPECTA J. Technol.*, vol. 7, no. 2, pp. 573–583, 2023, doi: 10.35718/specta.v7i2.812.

[12] P. Indobert, "Sentiment Analysis of Coretax : A Comparison of Manual , Transformers- Based , and Lexicon-Based Data Labeling on IndoBERT Performance Analisis Sentimen Coretax : Perbandingan Pelabelan Data Manual ," vol. 5, no. July, pp. 1037–1048, 2025.

[13] M. S. Assyifa *et al.*, "Sentiment Analysis of STMIK Widya Cipta Dharma Using a Lexicon-Based Approach Analisis Sentimen Terhadap STMIK Widya Cipta Dharma Menggunakan Pendekatan Lexicon," pp. 1–7.

[14] A. N. Halim, R. Rudiman, and N. A. Verdikha, "Analisis Sentimen Opini Publik Terhadap Peristiwa Bitcoin

Halving Pada Data Teks Twitter Menggunakan Metode Naïve Bayes Dan Pembobotan Fitur TF-IDF," *RIGGS J. Artif. Intell. Digit. Bus.*, vol. 4, no. 3, pp. 2823–2831, 2025, doi: 10.31004/riggs.v4i3.2291.

[15] I. Arief, S. Defit, and G. Widi, "Development of Extraction Features for Detecting Adolescent Personality with Machine Learning Algorithms," vol. 8, no. November, 2024.

[16] M. N. Dewi and R. E. Putra, "Pengembangan Sistem Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Chatgpt Pada Twitter Dengan Perbandingan Metode Naive Bayes Classifier Dan K-Nearest Neighbors," pp. 344–357.

[17] H. L. Panggabean, F. Gultom, M. Bobbi, K. Nasution, * Helmud, and L. Panggabean, "Analisis Sentimen terhadap Rumah Sakit Tarutung Berdasarkan Google Maps Review Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan Pembobotan Kata Tf-Idf," *J. Pendidik. Sains dan Komput.*, vol. 5, no. 02, pp. 2809–476, 2025, [Online]. Available: https://doi.org/10.47709/jpsk.v5i02.7352

[18] N. Annisa Murnastiti and T. Noor Fatyanosa, "Analisis Sentimen Terhadap Makanan Manis di Platform X Menggunakan TF-IDF dan Naive Bayes," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 1, no. 1, pp. 2548–964, 2025, [Online]. Available: http://j-ptiik.ub.ac.id

[19] L. A. Qomariah *et al.*, "KLASIFIKASI SENTIMEN ULASAN MINECRAFT PADA GOOGLE PLAY STORE : STUDI KOMPARATIF NAÏVE BAYES DAN RANDOM FOREST," vol. 10, no. 1, pp. 1227–1234, 2026.

[20] P. Keterampilan and M. Berbasis, "RISET : Jurnal Ilmiah Multidisiplin Ilmu," vol. 1, no. 1, 2025.

[21] D. I. Mulyana and A. S. Sumarsono, "Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika dan Komunikasi PENERAPAN METODE NEURAL NETWORK DENGAN Abstrak Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika dan Komunikasi," vol. 4, no. 1, pp. 121–128, 2023.

[22] M. M. Arif and H. Setiawan, "The Use Of Data Mining To Predict Student Study Period At Muhammadiyah University Sidoarjo By Using Naive Bayes Algorithm [Penggunaan Datamining Untuk Memprediksi Masa Studi Mahasiswa di Universitas Muhammadiyah Sidoarjo Dengan Algoritma Naive Bayes]," pp. 1–6, 2020.

Conflict of Interest Statement:
The author declares that the research was conducted in the absence of any commercial or financial relationships that could be construed as a potential conflict of interest.

1533819029243035821_Artikel_Ilmiah

ORIGINALITY REPORT

9%	8%	7%	6%
SIMILARITY INDEX	INTERNET SOURCES	PUBLICATIONS	STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	ejurnal.seminar-id.com Internet Source	2%
2	ejournal.unesa.ac.id Internet Source	1%
3	Submitted to Konsorsium Perguruan Tinggi Swasta Indonesia II Student Paper	1%
4	ejurnal.stmik-budidarma.ac.id Internet Source	1%
5	Windi Clarisha, A. Astri Merilsa Fani, Dewi Fatmarani Surianto, Nur Fadilah. "Sentiment Analysis of Local Sunscreen Skintific, Somethinc, and Avoskin with Naive Bayes and SVM", Jambura Journal of Electrical and Electronics Engineering, 2025 Publication	1%
6	ejournal.itn.ac.id Internet Source	1%
7	cmsdata.iucn.org Internet Source	1%
8	Muhammad Iqrom, M. Afdal, Rice Novita, Medyantiwi Rahmawita, Tengku Khairil Ahsyar. "Sentiment Analysis Of Gojek, Grab, Maxim Applications Using Support Vector Machine Algorithm", INOVTEK Polbeng - Seri Informatika, 2025 Publication	1%
9	repository.unsri.ac.id Internet Source	1%
10	archive.umsida.ac.id Internet Source	1%

Exclude quotes	On	Exclude matches	< 1%
Exclude bibliography	On		