

Sentiment Analysis of Twitter Users on Moscow Attack by ISIS with Naive Bayes Algorithm

Cindy Pratiwi*, Fayyadh Ghaly, dan Dodi Vionanda

Departemen Statistika, Universitas Negeri Padang, Padang, Indonesia

*Corresponding author: chindypratiwi140523@gmail.com

Submitted : 12 Februari 2025

Revised : 21 Februari 2025

Accepted : 28 Februari 2025

ABSTRACT

This study aims to analyze public sentiment towards the ISIS attack in Moscow, Russia on March 22, 2024 through twitter data using the Naive Bayes classification method. The attack had a significant impact on people's perceptions and reactions as reflected in the tweets of twitter social media users. To analyze this, 3005 English tweets from 22 March 2024 to 30 April 2024 relating to the event were collected using the crawling method with the python programming language. Preprocessing was done on the data to clean the data, then data labeling was done using python TextBlob. Naive Bayes algorithm is used to classify the sentiment of tweets into positive, and negative classes. The results of the research using Naive Bayes show that public sentiment tends to be negative towards the attacks that occurred. Naive Bayes classification results are quite good with an accuracy value of 70%, but there is an imbalance of data that tends to be biased towards negative sentiment. This research provides insight into how public opinion responds to events that occur and the performance of the Naive Bayes model in classification.

Keywords: *ISIS, Moscow, Naive Bayes , Sentiment, Twitter*



This is an open access article under the Creative Commons 4.0 Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited. ©2022 by author and Universitas Negeri Padang.

I. PENDAHULUAN

Penembakan massal terjadi di Balai Kota Crocus, Moskow, Rusia, pada tanggal 22 Maret 2024. Insiden ini berlangsung saat konser *band rock Picnic*, menewaskan 144 orang dan melukai ratusan lainnya (ALJAZEERA, 2024). Tragedi ini memicu kepanikan dan ketakutan di seluruh Rusia. Kelompok ISIS-K (Negara Islam Irak dan Suriah Khorasan) menyatakan bertanggung jawab atas serangan tersebut, melalui pernyataan yang dikeluarkan oleh Kantor Berita Amaq (Knight, Chernova, & Tarasova, 2024). Para pelaku menyerbu gedung dengan senjata api dan meledakkan bahan peledak, mengakibatkan kebakaran dan kerusakan parah pada bangunan, termasuk runtuhnya atap Balai Kota. Serangan ini menjadi aksi terorisme paling mematikan di Rusia dalam dekade terakhir, yang memicu berbagai reaksi dan respon baik dari pemimpin negara maupun masyarakat di seluruh dunia.

Para pemimpin dunia, termasuk Presiden China, Xi Jinping, mengecam serangan itu dan menunjukkan belasungkawa kepada Presiden Rusia. China menentang terorisme dan mendukung upaya Rusia dalam menjaga keamanan nasional. Pemimpin Eropa Barat seperti Presiden Prancis, Emmanuel Macron dan Perdana Menteri Italia Giorgia Meloni juga mengutuk serangan tersebut dan mengekspresikan solidaritas dengan korban serta rakyat Rusia. Negara lain seperti Spanyol dan Venezuela juga mengutuk kekerasan dan menyatakan dukungan mereka kepada Rusia dan Presiden Putin (Falahi, 2024). Seiring dengan reaksi dari para pemimpin dunia, masyarakat juga merespons serangan tersebut melalui media sosial. Banyak orang yang mengekspresikan pendapat mereka mengenai isu tersebut melalui berbagai jenis opini, baik positif, negatif, ataupun netral.

Twitter merupakan salah satu platform media sosial yang kerap digunakan untuk mengekspresikan pendapat. Kelebihan Twitter terletak pada kemudahan akses, jumlah pengikut yang tidak terbatas, dan batasan jumlah karakter yang singkat, yaitu 280 karakter. Batasan karakter ini memungkinkan pengguna untuk menyampaikan pendapat mereka dengan singkat, jelas, dan padat (Fitriyyah et al., 2019). Twitter adalah platform jejaring sosial utama sekaligus sumber informasi tentang peristiwa global. (Fahmi et al., 2021). Analisis terhadap komentar-komentar ini dapat memberikan wawasan yang berharga mengenai bagaimana publik merespon peristiwa tersebut, mengidentifikasi pola-pola sentimen, dan mengukur tingkat keprihatinan atau dukungan yang muncul.

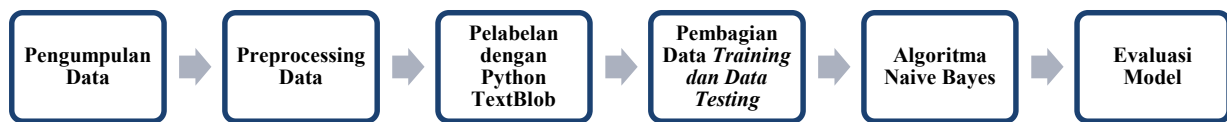
Analisis sentimen atau *opinion mining* adalah mekanisme untuk memaknai, mengeksplor, dan memproses data teks guna mengumpulkan formasi mengenai sentimen yang terdapat dalam suatu kalimat opini secara otomatis. Mengelompokkan polaritas teks dalam dokumen, kalimat, atau opini merupakan fungsi utama dalam analisis sentimen (Sujadi, 2022). Naïve Bayes Classifier merupakan salah satu model klasifikasi yang kerap digunakan dalam analisis sentimen. Metode ini dianggap cocok karena kemudahannya dalam penggunaan, kecepatan pemrosesan, serta tingkat akurasi yang tinggi (Rodiyanasyah & Winarko, 2012).

Kajian sebelumnya mengenai analisis sentimen menggunakan metode klasifikasi Naive Bayes sudah diterapkan.. Seperti riset yang telah dilakukan oleh (Wongkar & Angdressey, 2019) membahas opini masyarakat terhadap calon presiden Indonesia untuk periode 2019-2024. Penelitian tersebut menemukan bahwa teknik Naive Bayes memiliki tingkat keakuratan sebesar 80,90%. Demikian pula dengan penelitian (Dey et al., 2016) mengenai analisis sentimen terhadap ulasan film dan hotel menggunakan pendekatan *Naive Bayes Classifier* (NBC) dan *S K-Nearest Neighbor* (K-NN). Hasil penelitian mengungkapkan bahwa algoritma NBC memiliki tingkat presisi yang lebih tinggi daripada K-NN pada ulasan film dengan akurasi mencapai 80%.

Berbeda dengan penelitian sebelumnya, Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen terhadap peristiwa penembakan massal yang terjadi di Moskow oleh ISIS-K. Tujuannya adalah untuk menganalisis pendapat masyarakat (*netizen*) melalui tweet mereka dan mengklasifikasikannya ke dalam kategori positif atau negatif menggunakan metode Klasifikasi Naive Bayes. Dengan memahami sentimen masyarakat, pihak-pihak terkait dapat merumuskan kebijakan yang lebih responsif dan efektif dalam menangani isu-isu terorisme dan keamanan. Selain itu, analisis sentimen juga mampu membantu dalam memperkirakan reaksi masyarakat terhadap kejadian serupa di masa mendatang, sehingga dapat mempersiapkan langkah-langkah antisipatif yang lebih baik.

II. METODE PENELITIAN

Perancangan serta proses analisis sentimen dibagi ke dalam beberapa tahap, diawali dengan pengambilan data (*crawling*), *preprocessing data*, pelabelan data, perhitungan serta pengujian dengan algoritma Naïve Bayes (Azhar et al., 2022).



A. Proses Pengambilan Data

Penelitian ini memanfaatkan data sekunder berupa komentar (tweet) pengguna Twitter melalui proses *crawling*. *Crawling* adalah proses menghimpun dan menyalin informasi yang relevan dari *World Wide Web* (Husada et al., 2020). Data yang dikumpulkan berupa tweet pengguna aplikasi Twitter mengenai isu penyerangan Moskow oleh ISIS-K dengan kata kunci "*attacked Moscow*". Proses *crawling* menggunakan bahasa pemrograman *Phyton*. Data diambil dari tanggal 22 Maret 2024 hingga 30 April 2024 dengan total data terkumpul sebanyak 3005 *tweet*. Hasil *crawling* dataset yang telah dilakukan akan disimpan ke dalam format file csv.

B. Prapemrosesan Data (*Preprocessing*)

Tahap *preprocessing* merupakan proses pembersihan dan penyederhanaan teks. Fungsi utama prapemrosesan data adalah menghilangkan dan mengatasi gangguan data untuk memperoleh hasil komputasi yang optimal (Azhar et al., 2022). Proses ini diawali dengan membersihkan data (*cleaning*) dari hashtag, mention, dan juga tanda baca. Selanjutnya dilakukan *stopword* untuk menghilangkan kosakata umum yang tidak signifikan dalam analisis, kemudian *tokenize* untuk membagi kata dalam kalimat menjadi kata tunggal, dan *stemming* untuk merubah kata yang memiliki imbuhan menjadi kata dasar (Zusrotun et al., 2022).

C. Proses Labeling

Setelah prapemrosesan data, pelabelan merupakan langkah berikutnya dan paling penting. Dalam penelitian ini, digunakan python Textblob untuk melakukan pelabelan otomatis (Azhar et al., 2022). Python TextBlob adalah pustaka python (versi 2 dan 3) yang bekerja dengan data teks. TextBlob menawarkan API yang dapat dimanfaatkan untuk Pemrosesan Bahasa Alami (NLP), termasuk ekstraksi frasa kata benda, analisis sentimen, klasifikasi, dan

penerjemahan (Parlika et al., 2020). Proses pelabelan pada data dilakukan dengan mengklasifikasikan kalimat berdasarkan kelas sentimen yang ditentukan. Pada penelitian ini terdapat tiga kelas sentimen yang akan dianalisis yaitu sentimen positif, negatif dan netral.

D. Data Training dan Data Testing

Distribusi data diperlukan dalam aplikasi dan validasi dari model, dimana data dipisahkan menjadi dua kategori yaitu data *training* yang digunakan dalam aplikasi model dan kemudian dilakukan validasi menggunakan data *testing* sebagai penguji tingkat validasi dari model (Joseph, 2022). Pembagian data dalam membangun model harus didasarkan pada jumlah dataset yang dimiliki. Ukuran data yang kecil dengan jumlah antara 100 hingga 1 juta data sebagian besar peneliti menyarankan penggunaan rasio 70:30, 70% data sebagai data *training* dan 30% data sebagai data *testing* (Muraina, 2022).

E. Naive Bayes

Naive Bayes adalah algoritma yang dapat menerima data dalam berbagai format dan dapat memproses data dengan cepat. Meskipun rumit, Naive Bayes adalah salah satu algoritma yang paling dasar yang menggunakan prinsip Bayes dan memiliki beberapa kelebihan: sangat efektif, memiliki tuntutan rendah terhadap data penelitian, Mudah diterapkan serta memiliki tingkat ketepatan yang cukup tinggi (Ghifari et al., 2023).

Algoritma Naive Bayes didasarkan pada teorema Bayes yang menyatakan bahwa semua operasi berkontribusi secara sama atau independen terhadap pemilihan kelas tertentu (Petrucelli, 1974). Proses klasifikasi Naive Bayes banyak digunakan dalam penelitian dengan tujuan untuk pengelompokan data dalam jumlah besar. Keuntungan klasifikasi adalah hanya sejumlah kecil data pelatihan yang dibutuhkan dalam menentukan parameter yang dibutuhkan untuk klasifikasi. Rumus untuk klasifikasi Naive Bayes adalah sebagai berikut (Bishop, 2006)

$$p(C_k|x) = \frac{p(C_k) p(x|C_k)}{p(x)} \quad (1)$$

Keterangan :

$p(C_k|x)$ = probabilitas dari hipotesis C_k dengan adanya fakta atau record X (*Posterior probability*).
 $p(x|C_k)$ = menemukan nilai parameter yang menghasilkan probabilitas tertingi (*likelihood*).
 $p(C_k)$ = probabilitas awal dari X (*prior probability*)
 $p(x)$ = Jumlah kemunculan tuple dengan probabilitas tertentu.
 C_k = kategori sentimen (positif/negatif)
 x = kata dalam kalimat sentimen

Naive Bayes mengasumsikan bahwa setiap kata dalam himpunan sentimen (X) bersifat independen sehingga $p(x)$ bernilai konstan untuk semua kategori. Maka kategori sentimen didasarkan pada persamaan

$$p(C_k|x) = p(C_k) p(x|C_k) = p(C_k) p(x_1|C_k)p(x_2|C_k) \dots p(x_n|C_k) \quad (2)$$

Algoritma Naive Bayes akan melakukan klasifikasi terhadap suatu sentimen dalam suatu kategori positif jika dan hanya jika,

$$p(C_{positif}|x) > p(C_{negatif}|x) \quad (3)$$

F. Evaluasi Model

Kinerja dari model Naive Bayes dapat diukur dengan menggunakan *confusion matrix* dan metrik lainnya seperti *precision*, *recall* dan *accuracy*. Berikut *confusion matrix* yang digunakan (Salmi & Rustam, 2019)

Tabel 1. Confusion Matrix

	Aktual	
	True Positive (TP)	False Positive (FP)
Prediksi	False Negatif (FN)	True Negative (TN)

Berdasarkan tabel *confusion matrix* tersebut diperoleh persamaan untuk metrik lainnya sebagai berikut

$$Accuracy = \frac{TP+T}{TP+TN+FP+F} \quad (4)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+F} \quad (5)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+F} \quad (6)$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil *Crawling* Data

Hasil *crawling* data twitter yang diperoleh terdiri dari 12 kolom dan 3005 baris komentar. Namun, kolom pada data diseleksi untuk digunakan dalam analisis nantinya, yaitu kolom *full_text*. Berikut hasil *crawling* data twitter.

Tabel 2. Hasil *crawling* data twitter

created_at	full_text	username
Tue Mar 26 04:57:53 +0000 2024	Moscow Attack: ISIS Gunmen Visited This NATO Nation Before Russia Mall R... https://t.co/9ryOEK5SCe via @YouTube	tedmelbourne
Tue Mar 26 04:57:03 +0000 2024	Putin links Moscow terror attack to radical Islamists," avoids naming ISIS despite their claim. In a Telegram address, hints at Ukraine's involvement, suggesting it's a move by Kyiv to lift spirits at home. #MoscowAttack #Putin #UkraineWar https://t.co/W75SCmJEJj "	WatchStoryPrime
Tue Mar 26 04:56:45 +0000 2024	Putin's 2nd Speech In 3 Days On Moscow Attack: Why Would ISIS Attack Rus... https://t.co/aezofQuSwh via @YouTube Maybe you should listen	statfreak1
Tue Mar 26 04:56:15 +0000 2024	Sensational Reveal In Moscow Attack: ISIS Gunmen Visited This NATO Natio... https://t.co/z0Kx7LwaLi via @YouTube	marcus_marwee21
:	:	:
Sun Mar 24 11:16:41 +0000 2024	EXCLUSIVE: How Russia â€œIgnoredâ€™ U.S. Warning Of ISIS Attack That Killed 133, Injured Over 140 In Moscow. https://t.co/MAYHDhBloX https://t.co/8RotEB8aFs	Dennis_Yucee

Data tersebut masih mengandung kalimat-kalimat yang tidak diperlukan seperti tautan, nama pengguna, tanda baca, emotikon, dan retweet, serta kalimat duplikat. Hal ini dapat mempengaruhi hasil klasifikasi, sehingga diperlukan preprocessing sebelum data tersebut dapat digunakan dalam proses klasifikasi.

B. Hasil Prapemrosesan Data

Berikut ini merupakan hasil prapemrosesan data berupa sampel teks yang telah diolah mulai dari proses *cleaning*, *stopword*, *tokenization* dan *stemming*.

Tabel 3. Sampel Hasil *Preprocessing*

Proses	Hasil
Data awal	Moscow Attack: ISIS Gunmen Visited This NATO Nation Before Russia Mall R... https://t.co/9ryOEK5SCe via @YouTube
<i>Cleaning</i>	moscow attack isis gunmen visited this nato nation before russia mall r via
<i>Stopword</i>	moscow attack isis gunmen visited nato nation before russia mall via

Proses	Hasil
<i>Tokenize</i>	moscow, attack, isis, gunmen, visited, nato, nation, before, Russia, mall, via
<i>Stemming</i>	['moscow', 'attack', 'isis', 'gunmen', 'visited', 'nato', 'nation', 'before', 'russia', 'mall', 'via']

Pada tahap ini jumlah data yang dianalisis berkurang menjadi 2617 data, yang sebelumnya sebanyak 3005 data tweet. Setelah melalui proses preprocessing, selanjutnya akan dilakukan pelabelan otomatis pada data yaitu proses mengklasifikasikan kalimat berdasarkan fitur yang dikandungnya.

C. Hasil Pelabelan Data

Pelabelan data dilakukan dengan menggunakan fungsi *TextBlob* pada pemrograman *python*. Berikut hasil pelabelan otomatis dengan fungsi *Textblob*.

Tabel 4. Hasil *labeling TextBlob*

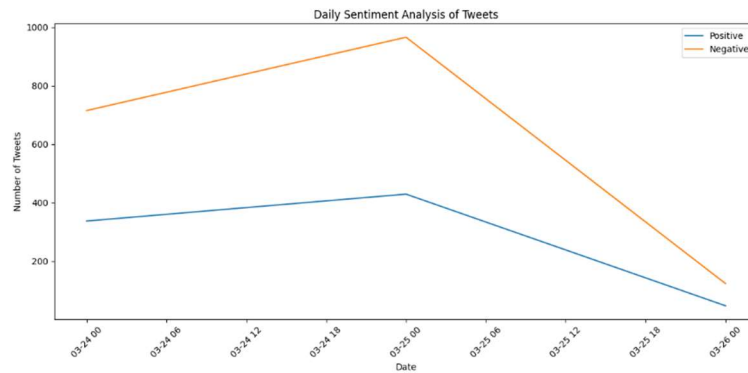
full_text	Klasifikasi
moscow attack isis gunmen visited nato nation before russia mall via	Negatif
putin links moscow terror attack radical islamists avoids naming isis despite their claim a telegram address hints at ukraines involvement suggesting its a move by kyiv lift spirits at home	Negatif
putins speech days moscow attack would isis attack rus via maybe you should listen	Negatif
sensational reveal moscow attack isis gunmen visited nato natio via	Positif
:	:
exclusive how russia ignored us warning of isis attack that killed injured over in moscow	Negatif

Berikutnya, kita akan menghitung jumlah sentimen positif dan negatif. Adapun total pelabelan sentimen yang dilakukan berdasarkan sentimen positif dan negatif dapat dilihat di tabel 4.

Tabel 5. Jumlah Sentimen *TextBlob*

Sentimen	Total analisis	Persentase (%)
Negatif	1804	68.93
Positif	813	31,07

Tabel 5 menjelaskan bahwa 1.804 pengguna twitter memiliki pandangan yang kontra mengenai serangan ISIS di Moscow dan 813 lainnya memiliki pandangan yang positif terhadap serangan tersebut. Hal ini menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna twitter menunjukkan sikap ketidakberpihakan mereka berdasarkan komentar yang disampaikan dalam platform media sosial Twitter. Hasil ini didukung oleh grafik sentimen harian pada Gambar 1.



Gambar 1. Analisis temporal sentimen twitter terhadap serangan ISIS ke Moscow

Gambar 1 menunjukkan bahwa jumlah tweet negatif mencapai titik tertinggi pada 25 Maret, sehari setelah serangan, dengan jumlah mendekati 1.000 tweet. Sementara itu, tweet positif juga mengalami peningkatan meskipun jumlahnya tetap jauh lebih sedikit. Setelah itu, kedua jenis sentimen menurun secara signifikan. Pola ini mencerminkan reaksi emosional publik yang kuat namun singkat, di mana perhatian terhadap peristiwa menurun dalam waktu cepat. Hasil ini sejalan dengan analisis bahwa masyarakat merespons peristiwa secara negatif, khususnya dalam 24 jam pertama.

D. Klasifikasi Data Menggunakan Algoritma Naïve Bayes

Data hasil klasifikasi menggunakan algoritma Naïve Bayes terhadap data *testing* setelah dilakukan aplikasi model dengan data *training* ditampilkan pada tabel 6.

Tabel 6. Hasil Klasifikasi Naïve Bayes

full text	Aktual	Prediksi
faytuks in response to the moscow attack they said it was ukraine even though it was isis	Negatif	Negatif
read what if the moscow attack wasnt isis nor ukraine breaking news analysis on smartnews	Negatif	Negatif
if you believe isis was responsible for the attack in moscow i have swampland in florida to sell you and as everyone points out why do they not attack israel	Positif	Negatif
albahella isis threatens to massacre putin and russians and says moscow attack terrorists torture has increased our bloodlust	Negatif	Negatif
⋮	⋮	
kamala harris disputes putins claim blames isis for moscow concert attack vice president harris rejects putins attempt to blame ukraine for moscow attack isis responsible for shooting attack at crocus city concert hall putin claims four suspects captured trying to	Positif	Negatif

Tabel 7. Jumlah Sentimen Naïve Bayes

Sentimen	Total Prediksi
Positif	15
Negatif	771

Hasil klasifikasi menggunakan Naïve Bayes terhadap data *trainig* yaitu 30% dari total data menunjukkan bahwa sentimen yang negatif tetap lebih mendominasi dibandingkan sentimen positif yang terlihat pada tabel 7. Pada tabel 6 hasil klasifikasi dengan algoritma Naïve Bayes memiliki beberapa hasil klasifikasi yang berbeda dengan data aktual, sehingga diperlukan evaluasi terhadap kinerja model Naïve Bayes.

E. Evaluasi Model Naïve Bayes

Penilaian terhadap kinerja algoritma Naïve Bayes menggunakan confusion matrix, ditunjukkan pada tabel 8 berikut

Tabel 8. Confusion Matrix

Prediksi	Aktual	
	Negatif	Positif
Negatif	535	236
Positif	0	15

Berdasarkan hasil *confusion matrix* dari 786 data *testing* terdapat 771 data yang diklasifikasikan dalam kelas negatif, dengan 236 data positif diprediksi menjadi data negatif. Selain itu terdapat 15 data yang menjadi bagian kelas positif dan tidak terdapat kelas negatif yang diprediksi positif. Hasil ini menunjukkan kelemahan model dalam mendeteksi sentimen positif sehingga menyebabkan bias data. Dari hasil *confusion matrix* diperoleh nilai akurasi, presisi dan recall menggunakan persamaan (4), (5), dan (6)

Tabel 9. Accuracy, Precision and Recall

Metik Evaluasi	Hasil
<i>Accuracy</i>	70%
<i>Precision (Negative)</i>	69%
<i>Recall (Negative)</i>	100%
<i>Precision (Positive)</i>	100%
<i>Recall (Positive)</i>	6%

Penerapan algoritma Naïve Bayes pada hasil klasifikasi menunjukkan bahwa model bias terhadap sentimen negatif, hal ini ditunjukkan dengan nilai *recall* yang rendah untuk sentimen positif, hanya 6% yang berarti banyak sentimen positif yang salah diklasifikasikan sebagai negatif menggunakan algoritma Naïve Bayes. Meskipun hasil akurasi dari model cukup tinggi, namun adanya bias pada hasil klasifikasi yang menyebabkan ketidakseimbangan data akan menyedatkan kinerja model karena model lebih sensitif terhadap sentimen negatif dalam prediksi. Sebagai pendukung analisis ditampilkan hasil wordcloud kata-kata dominan dari sentimen twitter.



Gambar 2. Wordcloud sentimen twitter terhadap serangan ISIS ke Moscow

Visualisasi wordcloud pada Gambar 2 semakin memperjelas dominasi sentimen negatif, di mana kata-kata seperti *attack*, *moscow*, *putin*, *ukraine* dan *terrorist* muncul lebih sering dibandingkan kata lainnya. Dominasi kata-kata ini mempengaruhi cara kerja model dalam mengklasifikasikan tweet lebih sering menjadi label negatif sehingga menghasilkan klasifikasi negatif yang lebih tinggi.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan ringkasan analisis yang dihasilkan, dapat disimpulkan bahwa sentimen masyarakat terutama pengguna twitter terhadap peristiwa penyerangan yang dilakukan oleh ISIS terhadap Moscow cenderung mengarah pada sentimen negatif dengan total 69% dari data, sedangkan sentimen positif hanya sekitar 31% sentimen. Penggunaan algoritma Naïve Bayes dalam proses klasifikasi menghasilkan tingkat akurasi yang cukup baik yaitu 70%, namun terdapat ketidakseimbangan kelas yang cenderung bias terhadap sentimen negatif. Berdasarkan hal

tersebut disarankan analisis lanjut dengan penanganan terhadap data yang tidak seimbang, seperti oversampling terhadap kelas positif atau penyesuaian bobot perlu dilakukan untuk meningkatkan sensitivitas sentimen positif sehingga hasil kinerja model lebih optimal.

DAFTAR PUSTAKA

- Azhar, R., Surahman, A., & Juliane, C. (2022). Analisis Sentimen Terhadap Cryptocurrency Berbasis Python TextBlob Menggunakan Algoritma Naïve Bayes. *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, 6(1), 267–281.
- Bishop, C. M. (2006). Pattern Recognition and Machine Learning. In *Springer*. <https://doi.org/10.1007/BF00746534>
- Dey, L., Chakraborty, S., Biswas, A., Bose, B., & Tiwari, S. (2016). Sentiment Analysis of Review Datasets Using Naïve Bayes' and K-NN Classifier. *International Journal of Information Engineering and Electronic Business*, 8(4), 54–62. <https://doi.org/10.5815/ijeeb.2016.04.07>
- Fahmi, R. N., Nursyifa, N., & Primajaya, A. (2021). Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Kasus Penembakan Laskar Fpi Oleh Polri Dengan Metode Naive Bayes Classifier. *JIKO (Jurnal Informatika Dan Komputer)*, 5(2), 61–66.
- Falahi, Z. (2024). *RESPONS INTERNASIONAL TERHADAP SERANGAN KONSER MOSKOW*.
- Fitriyyah, S. N. J., Safriadi, N., & Pratama, E. E. (2019). Analisis Sentimen Calon Presiden Indonesia 2019 dari Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes. *Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika (JEPIN)*, 5(3), 279. <https://doi.org/10.26418/jp.v5i3.34368>
- Ghifari, M., Santika, R. R., Waluyo, S., Informasi, F. T., Luhur, U. B., Twitter, U., Reviews, T., & Rises, F. (2023). Analisis Sentimen Twitter Terhadap Kenaikan Bahan Sentiment Analysis of Twitter on Fuel Oil Increase Using. *Senafiti*, 2(April), 219–226.
- Husada, I. N., Fernando, E. H., Sagala, H., Budiman, A. E., & Toba, H. (2020). Ekstraksi dan Analisis Produk di Marketplace Secara Otomatis dengan Memanfaatkan Teknologi Web Crawling. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 5(3), 350–359. <https://doi.org/10.28932/jutisi.v5i3.1977>
- Joseph, V. R. (2022). Optimal ratio for data splitting. *Statistical Analysis and Data Mining*, 15(4), 531–538. <https://doi.org/10.1002/sam.11583>
- Muraina, I. O. (2022). Ideal Dataset Splitting Ratios in Machine Learning Algorithms: General Concerns for Data Scientists and Data Analysts. *7th International Mardin Artuklu Scientific Researches Conference, February*, 496–504. https://www.researchgate.net/publication/358284895_IDEAL_DATASET_SPLITTING_RATIOS_IN_MACHINE_LEARNING_ALGORITHMS_GENERAL_CONCERNS_FOR_DATA_SCIENTISTS_AND_DATA_ANALYSTS
- Parlika, R., Pradika, S. I., Hakim, A. M., & N M, K. R. (2020). Analisis Sentimen Twitter Terhadap Bitcoin Dan Cryptocurrency Berbasis Python Textblob. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Dan Robotika*, 2(2), 33–37. <https://doi.org/10.33005/jifti.v2i2.22>
- Petrucci, G. J. (1974). Principles and Techniques for the Conversation Class. In *Italica* (Vol. 51, Issue 3). <https://doi.org/10.2307/478142>
- Rodiyansyah, S. F., & Winarko, E. (2012). Klasifikasi Posting Twitter Kemacetan Lalu Lintas Kota Bandung Menggunakan Naive Bayesian Classification. *Indonesian Journal of Computing and Cybernetics System (IJCCS)*, 6(1). <https://doi.org/10.1163/ej.9789004182127.i-302.6>
- Salmi, N., & Rustam, Z. (2019). Naïve Bayes Classifier Models for Predicting the Colon Cancer. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 546(5). <https://doi.org/10.1088/1757-899X/546/5/052068>
- Sujadi, H. (2022). Analisis Sentimen Pengguna Media Sosial Twitter Terhadap Wabah Covid-19 Dengan Metode Naive Bayes Classifier Dan Support Vector Machine. *INFOTECH Journal*, 8(1), 22–27. <https://doi.org/10.31949/infotech.v8i1.1883>
- Wongkar, M., & Angdresey, A. (2019). Sentiment Analysis Using Naive Bayes Algorithm Of The Data Crawler: Twitter. *Proceedings of 2019 4th International Conference on Informatics and Computing, ICIC 2019, July*. <https://doi.org/10.1109/ICIC47613.2019.8985884>
- Zusrotun, O. P., Murti, A. C., & Fiati, R. (2022). Analisis Sentimen Terhadap Belajar Online pada Media Sosial Twitter Menggunakan Algoritma Naive Bayes. *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (JANAPATI)*, 11(3), 310–319. <https://doi.org/10.23887/janapati.v11i3.49160>