

Public Sentiment Analysis on Platform X Following the Mixed Fuel Scandal Using the Naïve Bayes Algorithm

Analisis Sentimen Publik di Platform X Pasca Skandal Bahan Bakar Minyak Oplosan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes

Achmad Thaufik Chidayat^{1*}, Diqy Fakhrun Shiddieq², Dwi Nurhayati³

^{1,2,3}Program Studi Bisnis Digital, Fakultas Ekonomi, Universitas Garut, Indonesia

E-Mail: ¹chidayatta2@gmail.com, ²diquy@uniga.ac.id, ³dwinurhayati@uniga.ac.id

Received Aug 01st 2025; Revised Sep 10th 2025; Accepted Sep 15th 2025; Available Online Oct 30th 2025

Corresponding Author: Achmad Thaufik Chidayat

Copyright © 2025 by Authors, Published by Institut Riset dan Publikasi Indonesia (IRPI)

Abstract

The adulterated fuel scandal that emerged in early 2025 triggered a wave of reactions from the public voiced through the X platform. This study aims to evaluate public sentiment regarding the case using the Naïve Bayes algorithm as an analysis method. The analysis process was carried out by scraping 2,351 relevant tweets, followed by text preprocessing. Sentiment labels were determined automatically using the VADER method, while feature representation was performed using the TF-IDF technique to improve classification quality. Next, the data was divided into training data and testing data with a ratio of 80:20, then classified using the Multinomial Naïve Bayes algorithm. The classification results showed that the algorithm was able to identify negative sentiments with the highest recall of 75%, although the overall accuracy only reached 57%. These findings indicate that this approach is quite reliable in capturing critical public opinion, but still needs development to accurately recognize positive and neutral sentiments. Further research is recommended to compare the Naïve Bayes algorithm with other models such as SVM or Random Forest to improve classification accuracy.

Keyword: BBM Oplosan, Naïve Bayes, TF-IDF, VADER, X/ Twitter

Abstrak

Skandal BBM oplosan yang mencuat pada awal 2025 memicu gelombang reaksi dari masyarakat yang disuarakan melalui platform X. Penelitian ini ditujukan untuk mengevaluasi sentimen publik terkait kasus tersebut dengan menggunakan algoritma Naïve Bayes sebagai metode analisis. Proses analisis dilakukan dengan teknik scraping terhadap 2.351 tweet yang relevan, dilanjutkan dengan *preprocessing* teks. Label sentimen ditentukan secara otomatis menggunakan metode VADER, sementara representasi fitur dilakukan dengan teknik TF-IDF untuk meningkatkan kualitas klasifikasi. Selanjutnya, data dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian dengan perbandingan 80:20, kemudian diklasifikasikan menggunakan algoritma *Multinomial Naïve Bayes*. Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa algoritma mampu mengidentifikasi sentimen negatif dengan recall tertinggi sebesar 75%, meskipun akurasi keseluruhan hanya mencapai 57%. Temuan ini menunjukkan bahwa pendekatan ini cukup andal dalam menangkap opini kritis masyarakat, namun masih perlu pengembangan untuk mengenali sentimen positif dan netral secara akurat. Penelitian selanjutnya disarankan untuk membandingkan algoritma *Naïve Bayes* dengan model lain seperti SVM atau *Random Forest* guna meningkatkan akurasi klasifikasi.

Kata Kunci: BBM Oplosan, Naïve Bayes, TF-IDF, VADER, X/ Twitter.

1. PENDAHULUAN

Masyarakat Indonesia digemparkan oleh berita mengenai terungkapnya kasus skandal Bahan Bakar Minyak (BBM) oplosan yang melibatkan PT Pertamina Patra Niaga. Pada awal tahun 2025, Kejaksaan agung mengungkapkan bahwa terdapat praktik pencampuran bahan bakar Pertalite (RON 90) yang disulap menjadi produk Pertamax (RON 92) [1], [2]. Hal tersebut menyebabkan penurunan kualitas BBM yang dijual ke konsumen dan harus membayar harga yang lebih mahal [3]. Skandal ini bukan hanya berkaitan dengan praktik bisnis yang curang, melainkan juga merupakan pelanggaran serius terhadap hak-hak konsumen dan

mencerminkan kegagalan tata kelola energi nasional [4]. Berdasarkan laporan yang dirilis oleh *Center of Economic and Law Studies* (CELIOS), diperkirakan kerugian konsumen akibat skandal ini mencapai triliunan rupiah setiap tahunnya [5]. Sebanyak 86,43% konsumen mengalami kerugian secara ekonomi akibat membayar harga tinggi untuk produk yang mutunya tidak sesuai dengan yang dijanjikan, sedangkan 55,25% lainnya mengalami kerusakan pada kendaraan akibat penggunaan bahan bakar oplosan. Kerugian yang dialami konsumen diperkirakan mencapai Rp17,4 triliun per tahun, setara dengan sekitar Rp47,6 miliar per hari. Selain itu, negara turut mengalami penurunan Produk Domestik Bruto (PDB) sebesar Rp13,35 triliun pada tahun 2023 akibat praktik korupsi dan pencampuran ini. Kasus ini tidak hanya menunjukkan lemahnya pengawasan dalam pengelolaan energi di tingkat nasional, tetapi juga menggarisbawahi adanya pelanggaran serius terhadap hak-hak konsumen yang telah dijamin oleh Undang-Undang No. 8 Tahun 1999 tentang Perlindungan Konsumen [4], [5]. Sehingga hal ini menimbulkan masalah menurunnya tingkat kepercayaan masyarakat terhadap penyedia layanan akibat skandal BBM oplosan yang merugikan masyarakat secara ekonomi maupun sosial.

Seiring dengan mencaunya kasus ini, masyarakat menyuarakan keresahannya melalui media sosial, khususnya di platform X (Twitter). Berbagai tagar seperti #BBMOplosan, #PertaminaGagal, dan #BBMMafia sempat menjadi *trending topic* nasional. Masyarakat memberikan kritik, kemarahan, dan kekecewaan terhadap Pertamina dan pemerintah yang dinilai gagal dalam menjamin mutu dan keamanan bahan bakar kendaraan. Selain itu, muncul juga opini-opini yang menuntut transparansi dan keadilan, termasuk ajakan untuk mengajukan gugatan *class action* [5], [6]. Analisis sentimen di media sosial menjadi penting dalam hal ini karena media sosial bukan hanya tempat berbagi informasi, tetapi juga refleksi opini dan sentimen publik yang aktual. Media sosial seperti X/Twitter memiliki karakteristik yang memungkinkan untuk mengeksplorasi opini-opini masyarakat secara *real-time*, termasuk dalam merespons isu-isu krusial seperti krisis energi atau skandal korporasi [7]. Maka dari itu, platform X menjadi sumber data yang sangat relevan untuk memahami persepsi dan sentimen masyarakat terhadap kasus PERTAMAX oplosan. Tujuan analisis sentimen pada penelitian ini adalah untuk mengidentifikasi distribusi opini publik (positif, negatif, netral) terhadap skandal BBM oplosan di platform X.

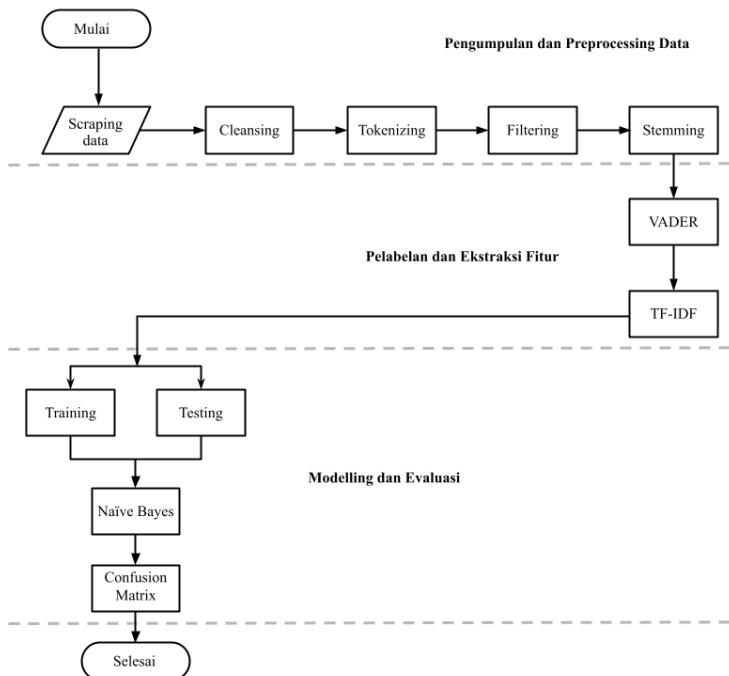
Analisis sentimen digunakan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan opini atau emosi seseorang terhadap sebuah topik [8]. Sentimen biasanya dikategorikan menjadi tiga jenis, yaitu negatif, positif, dan netral [9]. *Naïve Bayes Classifier* (NBC) merupakan algoritma klasifikasi probabilistik berbasis Teorema Bayes dengan asumsi interpendensi antar fitur [10]. Naïve Bayes populer digunakan dalam pemrosesan teks karena kecepatan dan akurasinya yang tinggi terhadap data berukuran besar dan bersifat tidak terstruktur seperti tweet, sehingga algoritma Naïve Bayes terbukti efektif dalam menangani data opini di media sosial [11]. Beberapa penelitian terdahulu telah memanfaatkan analisis sentimen untuk memahami opini publik di X dengan pendekatan klasifikasi Naïve Bayes. Penelitian mengenai analisis sentimen menggunakan model Naïve Bayes seperti yang dilakukan Dianati et al, (2022) dengan menganalisis sentimen terhadap kinerja DPR di Twitter/X, menunjukkan bahwa terdapat 95 cuitan positif dengan polaritas 75%, 693 cuitan netral dengan polaritas 79%, serta 758 cuitan negatif dengan polaritas sebesar 82%. Evaluasi model dilakukan pada 20% data uji dan menghasilkan tingkat akurasi sebesar 80% [12]. Penelitian oleh Afuan et al, (2025) mengenai peningkatan analisis sentimen Pelantikan Presiden RI tahun 2024 pada X dengan metode Naïve Bayes Classifier yang dioptimalkan SMOTE menunjukkan hasil skor akurasi 99% [13]. Penelitian lainnya oleh Stefanni et al, (2025) mengenai analisis sentimen pengguna X terhadap Kebocoran Data Pribadi menggunakan model Naïve Bayes, menunjukkan hasil skor akurasi sebesar 98,92% [14]. Temuan-temuan tersebut menunjukkan bahwa pendekatan Naïve Bayes dapat diadaptasi dalam penelitian analisis sentimen di platform X. Oleh sebab itu penelitian ini menerapkan algoritma Naïve Bayes untuk menganalisis sentimen di mana opini masyarakat yang tertuang di platform X dapat digunakan sebagai sumber data atau informasi utama [11].

Meskipun sudah banyak penelitian yang telah menerapkan algoritma Naïve Bayes untuk menganalisis sentimen di platform X, penelitian terkait analisis sentimen publik terhadap skandal BBM oplosan cenderung masih belum banyak dieksplorasi terutama penelitian yang menggunakan pendekatan model. Selain itu, pendekatan labeling data sentimen pada penelitian-penelitian terdahulu umumnya dilakukan secara manual. Untuk itu, penelitian ini menggunakan pendekatan pelabelan otomatis berbasis leksikon, yaitu *Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner* (VADER), yang telah terbukti efektif dalam menganalisis teks pendek dan bersifat informal seperti tweet [15]. Selain itu, penelitian ini juga menerapkan proses ekstraksi fitur menggunakan model *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF) untuk meningkatkan kualitas representasi fitur sebelum dilakukan klasifikasi [16]. Beberapa penelitian terdahulu telah memanfaatkan kombinasi pelabelan VADER dan TF-IDF dengan pendekatan algoritma Naïve Bayes. Salah satunya seperti penelitian yang dilakukan oleh Ramadhan (2024) dengan menganalisis sentimen data ulasan pada aplikasi MYPERTAMINA [17]. Dengan demikian, penelitian ini mengisi celah dengan mengkaji opini publik di platform X terhadap skandal BBM oplosan menggunakan algoritma Naïve Bayes dan menerapkan teknik *labeling* VADER dan representasi fitur TF-IDF.

Urgensi dari penelitian ini berada pada pentingnya memahami bagaimana proses terbentuk serta menyebarnya persepsi publik di platform X setelah muncuatnya sebuah isu krusial seperti skandal BBM oplosan. Platform X telah menjadi kanal utama bagi masyarakat untuk menyuarakan opini, kritik, serta tuntutan terhadap institusi negara maupun korporasi. Tujuan penelitian ini adalah menganalisis sentimen publik di X terhadap skandal BBM oplosan dengan menerapkan pendekatan Naïve Bayes dan mengevaluasi sejauh mana algoritma Naïve Bayes dapat digunakan untuk memahami persepsi masyarakat melalui data dari Twitter/X. Analisis terhadap sentimen publik di X dapat memberikan gambaran objektif mengenai tingkat kepercayaan, ekspektasi, dan emosi kolektif masyarakat dalam merespons krisis [1]. Pemahaman ini penting tidak hanya bagi pihak pemerintah dan Badan Usaha Milik Negara (BUMN), tetapi juga bagi pemangku kepentingan lain dalam merancang kebijakan dan strategi komunikasi yang berbasis data dan realitas sosial [6]. Di samping itu, hasil dari penelitian ini diharapkan dapat digunakan oleh penyedia layanan publik maupun pemerintah sebagai landasan dalam merancang strategi komunikasi krisis serta kebijakan publik yang lebih transparan dan tanggap terhadap situasi. Oleh karena itu, hasil penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi yang preventif terhadap perbaikan tata kelola dan relasi antara penyedia layanan publik dengan masyarakat [18], [19].

2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan algoritma *Naïve Bayes Classifier* yang dikombinasikan dengan metode VADER dan TF-IDF untuk menggali sentimen publik di platform X terkait skandal BBM oplosan. Alur penelitian diperlihatkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

2.1. Scraping Data

Data dikumpulkan dari platform X (Twitter) dengan memanfaatkan *Application Programming Interface* (API) melalui pustaka dalam bahasa pemrograman *Python* yaitu *Tweet-Harvest*. Pengambilan data dilakukan dengan menggunakan kata kunci seperti “BBM oplosan” pada rentang waktu antara 26 Februari 2025, yaitu periode setelah kasus muncuat ke publik hingga 30 Mei 2025. Kriteria data yang digunakan meliputi Tweet berbahasa Indonesia, Tweet bersifat publik (non-private/protected), Tidak mengandung spam atau promosi. Data dikumpulkan dalam format .csv untuk kemudian dilakukan proses pembersihan dan analisis lebih lanjut.

2.2. Preprocessing Data

Sebelum dilakukan klasifikasi sentimen, data melalui tahapan *preprocessing* agar dapat dianalisis secara efektif. Langkah-langkah *preprocessing* meliputi [17]:

1. *Cleaning Data*, yaitu tahap pembersihan teks dengan menghilangkan elemen-elemen seperti URL, mention (@), emoticon, retweet, simbol, tagar (#), dan spasi ganda.. Karakter-karakter tersebut dihapus karena dianggap sebagai *noise* dan tidak diperlukan dalam penelitian analisis sentimen. Selain

- melakukan pembersihan, data juga diubah seluruhnya menjadi huruf kecil dengan teknik *Case Folding*.
2. *Normalize*, yaitu proses untuk mengembalikan kosakata yang tidak sesuai dengan kaidah bahasa baku kedalam bentuk yang sesuai dengan bahasa resmi supaya bisa diolah.
 3. *Tokenizing*, merupakan proses memecah teks, baik dalam bentuk dokumen maupun kalimat, menjadi satuan kata yang berdiri sendiri.
 4. *Filtering*, yaitu proses penyaringan dengan menghapus kata-kata umum (*stopword*) yang tidak mempunyai makna sentimen ('dan', 'yang', 'di').
 5. *Stemming*, yaitu proses mengganti kata yang memiliki imbuhan menjadi bentuk dasar atau akar katanya.

2.3. VADER

Pelabelan data dilakukan dengan memanfaatkan metode VADER. VADER (*Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner*), merupakan sebuah fitur analisis berbasis leksikon yang dirancang untuk menganalisis sentimen yang disampaikan oleh publik di media sosial, termasuk cuitan-cuitan di platform X [16]. Setiap tweet dianalisis untuk memperoleh skor berdasarkan tiga komponen sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral, serta nilai komposit keseluruhan yang disebut sebagai *compound score*. Skor compound memiliki rentang nilai antara -1 (sangat negatif) hingga +1 (sangat positif). Berdasarkan skor tersebut, tweet dikategorikan menjadi tiga macam sentimen: POSITIF jika nilai komposit $\geq 0,05$; NEGATIF jika nilai komposit $\leq -0,05$; dan NETRAL apabila nilai komposit berada di antara -0,05 hingga 0,05 [17].

Penggunaan VADER dalam tahap ini dipilih karena efisien dan cukup akurat untuk teks media sosial berbahasa informal [15]. Meskipun VADER dikembangkan untuk Bahasa Inggris, dalam penelitian ini dilakukan translasi teks dari Bahasa Indonesia ke Bahasa Inggris sebelum dianalisis menggunakan VADER. Translasi otomatis dilakukan menggunakan pustaka seperti *deep-translator* atau *googletrans*, yang mendukung pemrosesan massal data teks secara efisien [17].

2.4. TF-IDF

Setelah data teks diberi label sentimen menggunakan metode VADER, tahap berikutnya adalah merepresentasikan fitur menggunakan teknik TF-IDF. TF-IDF merupakan teknik pembobotan kata yang digunakan untuk menilai tingkat kepentingan sebuah kata dalam suatu dokumen relatif terhadap seluruh dokumen yang ada dalam korpus [20]. Pada penelitian ini, TF-IDF dimanfaatkan untuk mentransformasi data teks yang telah diproses dan dilabeli menjadi representasi vektor numerik, agar dapat digunakan sebagai input dalam pelatihan model klasifikasi Naïve Bayes. Proses pembangunan matriks TF-IDF dilakukan menggunakan pustaka *Python*, salah satunya adalah *scikit-learn*. TF-IDF memiliki rumus perhitungan sebagai berikut [21].

$$W(t, d) = tf(t, d) \times idf(t, d) \quad (1)$$

$$= tf(t, d) \times \log \left(\frac{N}{df_t} \right) \quad (2)$$

(t) = term/kata, (d) = document, (W) = bobot, (tf) = frekuensi kata, (idf) = jumlah frekuensi dokumen invers per kata, (dft) = jumlah frekuensi dokumen per kata, (N) = jumlah dokumen.

2.5. Naïve Bayes

Penelitian ini menerapkan algoritma *Multinomial Naïve Bayes* untuk mengklasifikasikan sentimen [22]. Algoritma ini menentukan probabilitas suatu kelas sentimen dengan mengandalkan frekuensi kemunculan kata dalam setiap dokumen [23]. Adapun rumus dasar yang digunakan dalam perhitungan probabilitas tersebut adalah seperti berikut [24].

$$P(H|X) = \frac{P(X|H) \cdot P(H)}{P(X)} \quad (3)$$

X = Data dengan kelas belum diketahui, H = Hipotesis, $P(H|X)$ = Probabilitas hipotesis H berdasarkan kondisi X, $P(X|H)$ = Probabilitas X berdasarkan kondisi pada hipotesis H, $P(H)$ = Probabilitas hipotesis H, $P(X)$ = Probabilitas hipotesis X.

2.6. Confusion Matrix

Kinerja model Naïve Bayes dievaluasi menggunakan *Confusion Matrix*, sebuah metode evaluasi yang lazim diterapkan dalam permasalahan klasifikasi, baik biner maupun multikelas. *Confusion Matrix* menyajikan jumlah prediksi yang tepat maupun keliru untuk setiap kelas yang dianalisis. Evaluasi ini bertujuan untuk menilai kinerja model pascaklasifikasi dengan menghitung sejumlah metrik, seperti akurasi,

presisi, *recall*, dan *F1-Score* sehingga dapat memberikan visualisasi secara menyeluruh mengenai kemampuan model dalam memprediksi sentimen berdasarkan data uji [25].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Scraping Dataset

Langkah awal pada penelitian analisis sentimen dimulai dengan proses *scraping* atau proses mengumpulkan data dari platform sosial media Twitter/X. Data berupa teks cuitan atau ulasan pengguna yang dikumpulkan dalam periode 26 Februari hingga 30 Mei 2025. Pada periode tersebut, berhasil dihimpun sebanyak 2.351 data. Pada Tabel 1 terdapat tampilan data yang berhasil dikumpulkan.

Tabel 1. Tampilan Hasil *Scraping* Data

No.	Cuitan
1	apa kabar proses hukum 'orang-orang senang' koq sepertinya menghilang? tiba-tiba saja semuanya senyap atau memang dibuat lenyap? #bbm #oplosan #auahelap
2	@budias @DokterTifa Ternake bu Mega om menowo oleh bagian korupsi BBM oplosan mayan jek 900T keno ge laboh.
3	ADA UANG ADA KEPUTUSAN KAPOLDA METRO GIMANA KABARNYA OPLOSAN BBM https://t.co/LAhWQrl0Sq Sumber: YouTube https://t.co/fVAk8NXzpw @prabowo @ListyoSigitP @CNNIndonesia @DivHumas_Polri @Puspen_TNI @detikcom @DokterTifa @DS_yantie @Mdy_Asmara1701 @geloraco @Hilmi28
...
2349	BBM oplosan sudah beredar lama pihak yg bertanggung jawab sudah ditangkap. Bagaimana dengan beras yg dikonsumsi rakyat banyak apakah beras oplosan ada yg beredar di masyarakat? #bbmoplosan #berasoplosan #IndonesiaGelap
2350	Taat bayar PBB diganjar sertifikat ganda Taat bayar PPH diganjar hilangnya Dapen n korupsi Trilyunan Taat disuruh beli bbm nonsubsidi diganjar bensin oplosan Taat bayar BPJS giliran sakit dipersulit urusannya masih benci ma yg setuju #KeluarAjaDulu ???

3.2. Preprocessing Dataset

Data yang berhasil terkumpul kemudian akan melalui tahap *preprocessing*. Pada tahap ini, data akan melalui serangkaian proses yang meliputi pembersihan (*cleaning*), tokenisasi (*tokenizing*), penyaringan (*filtering*), dan *stemming*. Adapun metode yang digunakan dalam masing-masing tahapan *preprocessing* ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Tampilan Hasil *Preprocessing* Dataset

Tahapan	Hasil
Sample Data	Taat bayar PBB diganjar sertifikat ganda Taat bayar PPH diganjar hilangnya Dapen n korupsi Trilyunan Taat disuruh beli bbm nonsubsidi diganjar bensin oplosan Taat bayar BPJS giliran sakit dipersulit urusannya masih benci ma yg setuju #KeluarAjaDulu ???
Cleaning	taat bayar pbb diganjar sertifikat ganda taat bayar pph diganjar hilangnya dapen n korupsi trilyunan taat disuruh beli bbm nonsubsidi diganjar bensin oplosan taat bayar bpjs giliran sakit dipersulit urusannya masih benci ma yg setuju keluarajadulu ['taat', 'bayar', 'pbb', 'diganjar', 'sertifikat', 'ganda', 'taat', 'bayar', 'pph', 'diganjar', 'hilangnya', 'dapen', 'n', 'korupsi', 'trilyunan', 'taat', 'disuruh', 'beli', 'bbm', 'nonsubsidi', 'diganjar', 'bensin', 'oplosan', 'taat', 'bayar', 'bpjs', 'giliran', 'sakit', 'dipersulit', 'urusannya', 'masi', 'benci', 'ma', 'yg', 'setuju', 'keluarajadulu']
Tokenizing	[taat', 'bayar', 'pbb', 'diganjar', 'sertifikat', 'ganda', 'taat', 'bayar', 'pph', 'diganjar', 'hilangnya', 'dapen', 'n', 'korupsi', 'trilyunan', 'taat', 'disuruh', 'beli', 'bbm', 'nonsubsidi', 'diganjar', 'bensin', 'oplosan', 'taat', 'bayar', 'bpjs', 'giliran', 'sakit', 'dipersulit', 'urusannya', 'masi', 'benci', 'ma', 'setuju', 'keluarajadulu']
Filtering	[taat', 'bayar', 'pbb', 'ganjar', 'sertifikat', 'ganda', 'taat', 'bayar', 'pph', 'ganjar', 'hilang', 'dapen', 'n', 'korupsi', 'trilyunan', 'taat', 'suruh', 'beli', 'bbm', 'nonsubsidi', 'ganjar', 'bensin', 'oplos', 'taat', 'bayar', 'bpjs', 'gilir', 'sakit', 'sulit', 'urus', 'mas', 'benci', 'ma', 'tuju', 'keluarajadulu']
Stemming	[taat', 'bayar', 'pbb', 'ganjar', 'sertifikat', 'ganda', 'taat', 'bayar', 'pph', 'ganjar', 'hilang', 'dapen', 'n', 'korupsi', 'trilyunan', 'taat', 'suruh', 'beli', 'bbm', 'nonsubsidi', 'ganjar', 'bensin', 'oplos', 'taat', 'bayar', 'bpjs', 'gilir', 'sakit', 'sulit', 'urus', 'mas', 'benci', 'ma', 'tuju', 'keluarajadulu']

3.3. VADER

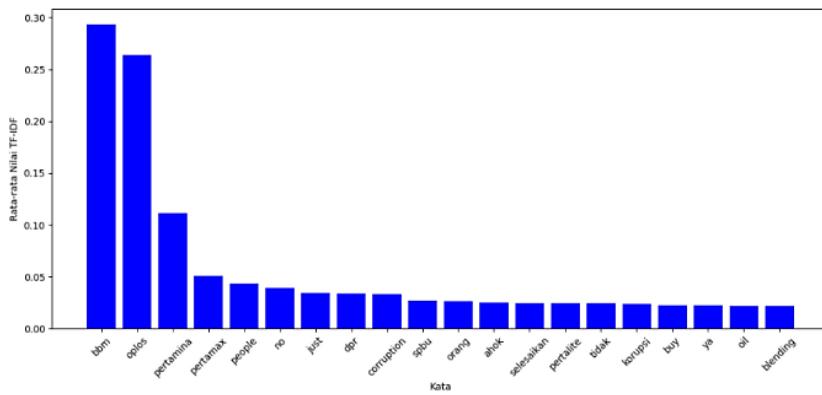
Setelah melalui tahapan *preprocessing*, data kemudian diberi label menggunakan VADER. Sebelum dilabeli, data diterjemahkan terlebih dahulu ke Bahasa Inggris menggunakan *library googletrans*. Metode VADER memberikan nilai komposit dengan skor sebesar 0,05 atau lebih dikategorikan sebagai sentimen positif, sedangkan skor -0,05 atau lebih rendah dikategorikan sebagai sentimen negatif. Adapun skor yang berada antara -0,05 sampai 0,05 dianggap sebagai sentimen netral. Data yang sudah dilabeli ditampilkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Tampilan Hasil Labeling Menggunakan VADER

No.	Data	Compound Score	Sentiment
1	<i>Allegedly a place to be mixed with solar warehouse BBM in Manyar Gresik was occupied by residents</i>	0.0	Netral
2	<i>Pertamax remains in accordance with the standards and meets all fuel parameters set by the Directorate General of Oil and Gas Director General of Oil and Gas, the Ministry of Energy and Mineral Resources, let's recognize the differences between adulterated fuel and blending can check at the following link</i>	0.2732	Positif
3	<i>They are the most savage pertamina mafia when the small people are released from fuel subsidies and forced to buy Petramax it turns out that the fuel is mixed so that it damages the engines of cars and motorcycles and they are not responsible for deciding the livelihoods of the poor</i>	-0.9121	Negatif

3.4. TF-IDF

Setelah data selesai diberi label, tahap selanjutnya adalah menerapkan TF-IDF untuk mengubah data teks menjadi representasi vektor numerik dengan memanfaatkan *library CountVectorizer*.

**Gambar 2.** Ekstraksi Fitur TF-IDF

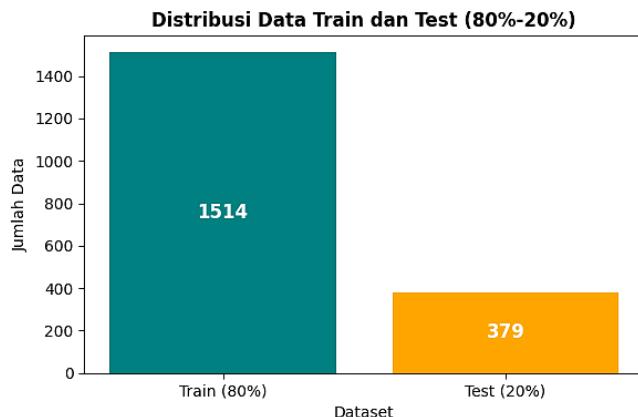
Berdasarkan hasil visualisasi ekstraksi fitur menggunakan metode TF-IDF pada Gambar 2, diperoleh 20 kata teratas yang memiliki nilai rata-rata paling tinggi seperti yang ditampilkan pada Gambar 2. Kata-kata tersebut mencerminkan istilah yang paling menonjol dalam korpus data yang dianalisis. Kata "bbm", "oplos", dan "pertamina" menempati urutan teratas dengan skor yang paling tinggi, menunjukkan bahwa topik terkait bahan bakar minyak oplosan dan perusahaan Pertamina merupakan isu utama dalam pembahasan wacana publik. Kemunculan kata seperti "pertamax", "spbu", "korupsi", "dpr", dan "ahok" juga menunjukkan adanya keterkaitan isu BBM oplosan dengan aktor politik, kebijakan, serta persepsi terhadap praktik penyimpangan yang terjadi. Hasil ekstraksi menunjukkan bahwa TF-IDF mampu secara efektif mengidentifikasi kata-kata kunci yang relevan secara kontekstual. Dengan demikian, hal ini turut meningkatkan performa model klasifikasi seperti Naïve Bayes dalam mendeteksi pola sentimen dengan lebih tepat [26].

3.5. Naïve Bayes

Dalam proses klasifikasi dengan algoritma *Naïve Bayes*, dataset dipisahkan menjadi dua jenis data, yaitu data untuk pelatihan dan data untuk pengujian dengan rasio masing-masing 80:20 [26]. Berdasarkan Gambar 3, sebanyak 1.514 data digunakan dalam proses pelatihan, sementara 379 data sisanya digunakan untuk pengujian model.

Tampilan hasil klasifikasi model Naïve Bayes ditunjukan pada Tabel 4. Metrik evaluasi yang ditampilkan mencakup *nilai Precision*, *Recall*, *F1-Score*, dan jumlah data pada masing-masing kelas. Tabel 4 menunjukkan hasil dari evaluasi model Naïve Bayes dalam melakukan klasifikasi. Model memiliki performa terbaik pada kelas Negatif dengan nilai *Recall* sebesar 0.75, yang menunjukkan bahwa 75% data yang berlabel negatif berhasil diklasifikasikan secara akurat. Namun, *Precision* untuk kelas ini hanya sebesar 0.54, artinya terdapat cukup banyak kesalahan prediksi data dari kelas lain yang diklasifikasikan sebagai negatif. Nilai *F1-Score* pada kelas ini adalah 0.63, yang merupakan harmonisasi antara *Precision* dan *Recall*. Untuk kelas Netral, model menunjukkan *Precision* tertinggi yaitu 0.67, tetapi *Recall*-nya rendah sebesar 0.46, yang menandakan bahwa meskipun prediksi netral cukup tepat, banyak data netral yang tidak dikenali dan salah diklasifikasikan ke kelas lain. Nilai *F1-Score* pada kelas ini tercatat 0.55. Pada kelas Positif, performa model tergolong paling rendah dengan *Precision* sebesar 0.53 dan *Recall* sebesar 0.50, menghasilkan *F1-Score*

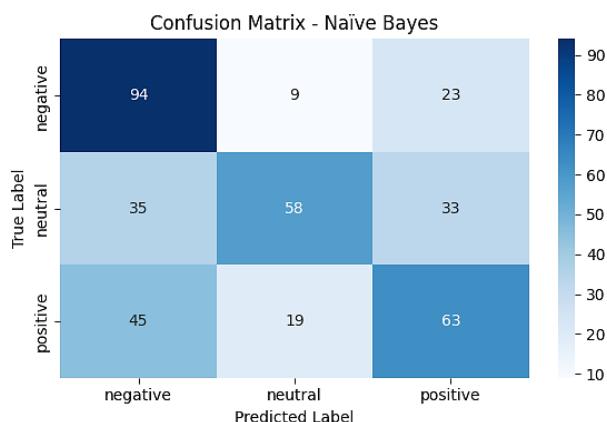
sebesar 0.51. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mengalami kesulitan dalam mengenali dan memprediksi sentimen positif secara konsisten. Secara keseluruhan, akurasi model adalah 0.57, atau hanya 57% dari total data berhasil diklasifikasikan dengan benar.



Gambar 3. Distribusi Data Latih dan Uji

Tabel 4. Classification Report

	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif	0.54	0.75	0.63	126
Netral	0.67	0.46	0.55	126
Positif	0.53	0.50	0.51	127
Accuracy			0.57	379
Macro Avg	0.58	0.57	0.56	379
Weighted Avg	0.58	0.57	0.56	379



Gambar 4. Confusion Matrix

Gambar 4 menampilkan matriks konfusi yang merepresentasikan hasil klasifikasi sentimen dengan menggunakan algoritma *Naïve Bayes*. Pada kelas sentimen Negatif, terdapat 94 data yang berhasil diklasifikasikan dengan tepat, sedangkan 9 data terkласifikasi sebagai Netral dan 23 data lainnya sebagai Positif. Pada kelas Netral, model mengklasifikasikan 58 data dengan benar, namun masih terdapat kesalahan klasifikasi sebanyak 35 data ke kategori Negatif dan 33 data ke Positif. Sementara itu, untuk kelas Positif, model berhasil mengidentifikasi 63 data secara tepat, tetapi masih terdapat 45 data yang salah diklasifikasikan sebagai Negatif dan 19 data sebagai Netral.

Temuan ini mengindikasikan bahwa meskipun model mampu mengenali sentimen Negatif dengan cukup baik, masih terdapat tingkat kesalahan yang cukup tinggi dalam membedakan antara sentimen Netral dan Positif. Hal ini terlihat khususnya pada kelas Positif, yang menunjukkan jumlah kesalahan prediksi tertinggi ke dalam kategori Negatif. Oleh karena itu, meskipun algoritma *Naïve Bayes* cukup efektif, masih terdapat ruang untuk peningkatan performa terutama dalam mengurangi kesalahan klasifikasi antar kelas yang berdekatan secara semantik.

3.6. Wordcloud



Gambar 5. Visualisasi Sentimen Negatif

Berdasarkan Gambar 5, *wordcloud* kategori negatif diwarnai oleh kata-kata seperti "*korupsi*", "*masalah*", "*tidak*", "*kasus*", dan "*rakyat*". Hal ini menunjukkan adanya sentimen kekecewaan dan ketidakpercayaan publik terhadap pengelolaan BBM dan tanggung jawab instansi terkait. Dominasi kata negatif ini mencerminkan keresahan masyarakat atas isu pemalsuan BBM (RON 92) yang dianggap merugikan.



Gambar 6. Visualisasi Sentimen Positif

Sementara itu, pada Gambar 6, kata-kata seperti "*perlu*", "*tidak perlu khawatir*", "*pastikan*", dan "*solusi*" mengindikasikan adanya ekspresi dukungan atau harapan terhadap perbaikan dan transparansi. Kata seperti "*oleh pemerintah*" dan "*pertamina*" muncul berdampingan dengan konteks yang mengandung optimisme atau kepercayaan terhadap tindakan yang dilakukan.

Wordcloud sentimen netral pada Gambar 7 menampilkan kata-kata seperti "*campuran*", "*menggunakan*", dan "*jika*" menunjukkan bahwa pengguna cenderung menyampaikan informasi, pertanyaan, atau opini yang bersifat deskriptif dan tidak memihak. Visualisasi ini menampilkan narasi yang berfokus pada penjelasan mengenai skema pencampuran, penggunaan bahan bakar tertentu, hingga kebijakan perusahaan.



Gambar 7. Visualisasi Sentimen Netral

3.7. Diskusi

Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Naïve Bayes mampu mengklasifikasikan sentimen negatif dengan baik (recall 75%), namun masih lemah dalam mengenali sentimen positif dan netral. Fenomena ini dapat dijelaskan oleh sifat data yang dikumpulkan: mayoritas cuitan publik terkait skandal BBM oplosan berfokus pada kritik, kekecewaan, dan kemarahan. Konten semacam ini cenderung lebih eksplisit dan menggunakan kata-kata bermuatan emosional kuat seperti “*korupsi*”, “*masalah*”, atau “*rakyat dirugikan*”, sehingga lebih mudah ditangkap oleh model klasifikasi berbasis frekuensi kata. Sebaliknya, opini positif dan netral umumnya disampaikan dengan bahasa yang lebih halus atau deskriptif, yang sering kali memiliki ambiguitas semantik. Hal inilah yang menyebabkan tingkat kesalahan lebih tinggi pada dua kategori tersebut.

Jika dibandingkan dengan penelitian terdahulu, temuan ini sejalan dengan Dianati et al. (2022) yang juga menemukan bahwa Naïve Bayes lebih akurat dalam mendeteksi sentimen negatif pada isu politik. Namun, akurasi keseluruhan (57%) dalam penelitian ini lebih rendah dibanding penelitian Afuan et al. (2025) dengan akurasi 99% pada isu pelantikan Presiden, atau Stefanni et al. (2025) dengan akurasi 98,92% pada isu kebocoran data pribadi. Perbedaan tersebut menunjukkan bahwa efektivitas Naïve Bayes sangat dipengaruhi oleh kompleksitas isu yang diteliti. Isu BBM oplosan melibatkan dimensi politik, ekonomi, hukum, dan konsumen sekaligus, sehingga menimbulkan variasi ekspresi bahasa yang lebih tinggi dan lebih sulit diidentifikasi.

Penggunaan VADER sebagai metode pelabelan otomatis merupakan keunggulan penelitian ini karena efisien dalam menangani dataset besar. Namun, keterbatasannya adalah ketergantungan pada proses translasi otomatis dari bahasa Indonesia ke bahasa Inggris, yang berpotensi mengurangi akurasi karena nuansa emosional dalam bahasa asli bisa hilang atau bergeser maknanya. Sementara itu, penggunaan TF-IDF membantu model dalam menyoroti kata-kata kunci yang dominan, tetapi teknik ini masih terbatas pada analisis berbasis frekuensi, tanpa memahami konteks atau hubungan antar kata.

Implikasi dari temuan ini cukup signifikan. Pertama, hasil menunjukkan bahwa media sosial dapat digunakan sebagai indikator kepercayaan publik terhadap institusi negara maupun korporasi. Kedua, analisis berbasis data sosial media dapat membantu pemerintah dan BUMN dalam merancang strategi komunikasi krisis yang lebih responsif dan berbasis fakta. Ketiga, model analisis seperti ini dapat digunakan secara preventif untuk mendeteksi isu-isu yang berpotensi memicu krisis kepercayaan publik.

Meskipun demikian, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Pertama, hanya menggunakan algoritma Naïve Bayes tanpa banding dengan model lain seperti SVM atau Random Forest yang dikenal lebih *robust* terhadap variasi data. Kedua, penelitian terbatas pada satu platform, yaitu X/Twitter, sehingga belum menggambarkan opini publik lintas platform. Ketiga, pendekatan VADER masih perlu dikaji lebih lanjut untuk data berbahasa Indonesia tanpa translasi.

Untuk penelitian mendatang, disarankan mengombinasikan pendekatan berbasis leksikon seperti VADER dengan model pembelajaran mendalam (misalnya LSTM atau BERT) agar mampu menangkap konteks semantik lebih baik. Selain itu, perluasan cakupan data dari beberapa platform media sosial seperti Facebook, Instagram, YouTube atau TikTok akan memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai dinamika opini publik di era digital.

4. KESIMPULAN

Melalui proses *scraping* data di platform X, diperoleh sebanyak 2.351 data unggahan publik terkait skandal BBM oplosan. Setelah melalui tahapan praproses yang meliputi pembersihan teks, normalisasi, tokenisasi, *filtering*, dan *stemming*, data kemudian dilabeli menggunakan metode VADER. Hasilnya, data terbagi menjadi 1.514 data latih dan 379 data uji. Distribusi sentimen dalam data uji terdiri atas 126 sentimen negatif, 126 netral, dan 127 positif. Data tersebut selanjutnya diubah ke dalam bentuk vektor numerik melalui teknik TF-IDF sebelum diklasifikasikan menggunakan algoritma *Naïve Bayes*. Berdasarkan hasil evaluasi model, diperoleh akurasi sebesar 57% dengan kinerja terbaik pada sentimen negatif, yang mencapai *recall* 75%. Temuan ini mengindikasikan bahwa algoritma *Naïve Bayes* cukup efektif dalam mengenali opini kritis masyarakat, namun masih kurang optimal dalam membedakan sentimen positif dan netral. Temuan ini secara langsung menjawab tujuan penelitian, yaitu mengevaluasi kemampuan model klasifikasi dalam membaca respons publik terhadap isu BBM oplosan. Visualisasi berbasis *wordcloud* turut mendukung hasil klasifikasi, dengan temuan bahwa kata-kata bermuatan negatif mendominasi wacana yang berkembang. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa *Naïve Bayes* memberikan gambaran awal yang cukup representatif terhadap persepsi publik, meskipun akurasinya masih dapat ditingkatkan. Untuk pengembangan di masa mendatang, disarankan untuk membandingkan performa *Naïve Bayes* dengan algoritma klasifikasi lainnya seperti SVM atau *Random Forest*, serta mempertimbangkan pengumpulan data dari lebih dari satu platform media sosial guna memperoleh sudut pandang publik yang lebih luas dan beragam.

REFERENSI

- [1] S. Agriyani, L. F. Simanjuntak, H. Anggraini, and A. R. Surya, “Analisis Perubahan Statistik Kepercayaan Konsumen Terhadap Pertamina Pasca Kasus Pengoplosan Pertalite Ke Pertamax,” *J. Rev. Pendidik. dan Pengajaran*, vol. 8, no. 2, pp. 3658–3662, 2025.
- [2] D. Aswara and A. N. P, “Kasus BBM Oplosan yang Pernah Terjadi di Berbagai Daerah,” TEMPO.CO. [Online]. Available: <https://www.tempo.co/hukum/kasus-bbm-oplosan-yang-pernah-terjadi-di-berbagai-daerah-1213740>
- [3] M. Dwi Khotimah, A. Nadia Fatimah, M. Fajar Rizki, W. Puspitasari, and A. Soegiarto, “Analisis Sentimen Publik Terhadap Isu Modifikasi Bahan Bakar Pertamax Pertamina di Media Sosial,” *J. Soc. Sci. Res.*, vol. 5, no. 3, pp. 5057–5072, 2025.
- [4] A. P. Yusriansyah, D. Apriandini, V. Alliciana, and D. Anugrah, “Perlindungan Hukum Konsumen Terhadap Kualitas Bbm Di SPBU Dalam Konteks Dugaan Pengoplosan Pertamax Di Indonesia,” *Lett. J. Huk. PERDATA*, vol. 1, no. 2, pp. 1–13, 2025, doi: <https://doi.org/10.25134/jise.v1i2.xx>.
- [5] CELIOS, “Berapa Banyak Kerugian Masyarakat dari Pertamax Oplosan? Rekap Hasil Pengaduan Masyarakat dan Modelling Consumer Loss,” 2025.
- [6] P. A. A. Alvito and J. N. S. Gono, “Persepsi Masyarakat Mengenai Isu Pertamax Oplosan,” *Interak. Online*, vol. 13, no. 3, pp. 385–393, 2025, [Online]. Available: ejournal3.undip.ac.id
- [7] D. Haliza and M. Ikhsan, “Sentiment Analysis on Public Perception of the Nusantara Capital on Social Media X Using Support Vector Machine (SVM) and K-Nearest Neighbor (K-NN) Methods,” vol. 9, no. 3, pp. 716–723, 2025.
- [8] R. D. Pebrianti, “Analisis Sentimen Masyarakat Platform X Terhadap Korupsi Pt. Pertamina (Persero) Menggunakan Metode Svm,” *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 13, no. 2, 2025, doi: 10.23960/jitet.v13i2.6399.
- [9] M. K. Alamsyah and N. Pratiwi, “Analisis Sentimen Terkait Opini Masyarakat Terhadap Perkembangan E-Sport Mobile Di Indonesia Menggunakan K Nearest Neighbor,” *JIPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.)*, vol. 9, no. 1, pp. 349–359, 2024, doi: 10.29100/jipi.v9i1.4927.
- [10] A. McCallum and K. Nigam, “A Comparison of Event Models for Naive Bayes Text Classification,” *AAAI/ICML-98 Work. Learn. Text Categ.*, pp. 41–48, 1998, doi: 10.1.1.46.1529.
- [11] D. Normawati and S. A. Prayogi, “Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter,” *J. Sains Komput. Inform. (J-SAKTI)*, vol. 5, no. 2, pp. 697–711, 2021.
- [12] D. Duei Putri, G. F. Nama, and W. E. Sulistiono, “Analisis Sentimen Kinerja Dewan Perwakilan Rakyat (DPR) Pada Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier,” *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 10, no. 1, pp. 34–40, 2022, doi: 10.23960/jitet.v10i1.2262.
- [13] L. Afuan, M. Khanza, and A. Z. Hasyati, “Enhancing Sentiment Analysis Of The 2024 Indonesian Presidential Inauguration On X Using Smote-Optimized Naive Bayes Classifier Peningkatan Analisis Sentimen Pelantikan Presiden Ri Tahun 2024 Pada X Menggunakan Naive Bayes Classifier Yang Dioptimalkan,” vol. 6, no. 1, pp. 325–333, 2025.
- [14] Stefanni, Zulfachmi, Zulkipli, and A. Saputra, “Analisis Sentimen Pengguna X Terhadap Kebocoran Data Pribadi Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier,” vol. 14, no. 01, pp. 32–40, 2025, doi: 10.52771/bangkitindonesia.v14i1.434.
- [15] H. Taofiqurrohman, W. Wufron, and F. F. Roji, “Prediksi Harga Saham Telkom Menggunakan

- Prophet: Analisis Pengaruh Sentimen Publik Terhadap Kehadiran Starlink,” *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 5, no. 2, pp. 484–495, 2025, doi: 10.57152/malcom.v5i2.1796.
- [16] M. Chiny, M. Chihab, Y. Chihab, and O. Bencharef, “LSTM, VADER and TF-IDF based Hybrid Sentiment Analysis Model,” *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 12, no. 7, pp. 265–275, 2021, doi: 10.14569/IJACSA.2021.0120730.
- [17] C. B. Ramadhan, *Analisis Sentimen Data Ulasan Aplikasi Mypertamina Menggunakan Vader Dan Indonesian Sentiment Lexicon Dengan Algoritma Naive Bayes*. 2024.
- [18] A. O. Ramadhan and A. Fartini, “Aspek Hukum Pidana Dalam Kasus Oplosan BBM : Penerapan Sanksi Tindak Pidana BBM Criminal Law Aspects in Fuel Mixture Cases : Application of Criminal Sanctions for Fuel,” pp. 10549–10559, 2025.
- [19] A. Aulia, M. Candra, and I. Administrasi Negara Universitas Maritim Raja Ali Haji, “Dinamika Ekonomi Politik dalam Regulasi BBM: Studi Kasus Pengoplosan Pertamax di Indonesia,” *J. Penelit. Ilmu-Ilmu Sos.*, vol. 2, no. 11, 2025, [Online]. Available: <https://doi.org/10.5281/zenodo.15539032>
- [20] J. E. Br Sinulingga and H. C. K. Sitorus, “Analisis Sentimen Opini Masyarakat terhadap Film Horor Indonesia Menggunakan Metode SVM dan TF-IDF,” *J. Manaj. Inform.*, vol. 14, no. 1, pp. 42–53, 2024, doi: 10.34010/jamika.v14i1.11946.
- [21] I. F. Ashari, “Analysis Sentiments in Facebook Down Case Using Vader and Naive Bayes Classification Method,” *Multitek Indones.*, vol. 16, no. 2, pp. 75–87, 2022, doi: 10.24269/mtkind.v16i2.5601.
- [22] I. S. Arfan, S. Fauziah, and I. Nawangsih, “Analisis Sentimen Terhadap Cyber Bullying di X Menggunakan Algoritma Naïve Bayes,” *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 4, pp. 1411–1419, 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i4.1550.
- [23] B. A. Maulana, M. J. Fahmi, A. M. Imran, and N. Hidayati, “Sentiment Analysis of Pluang Applications With Naive Bayes and Support Vector Machine (SVM),” *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 2, pp. 375–384, 2024.
- [24] A. A. Azani, “Analisis Sentimen Terhadap Aksi Boikot Produk Pro Israel Pada Komentar Youtube Dengan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classification (NBC) & Support Vector Machine (SVM),” pp. 1–23, 2024.
- [25] T. Hidayat, M. J. Siddiq, S. Jayasri, A. Suhendi, and R. Rizky, “Analisis Sentimen Opini Masyarakat Terhadap Pilkada 2024 Di Media Sosial Twitter Menggunakan Algoritma Naïve Bayes,” *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 13, no. 2, pp. 609–622, 2025, doi: 10.23960/jitet.v13i2.6280.
- [26] S. Khoerunnisa, D. F. Shiddiq, and D. Nurhayati, “Application of the Naive Bayes Algorithm with TF-IDF and Cross Validation Techniques for Sentiment Analysis Towards Starlink Penerapan Algoritma Naive Bayes dengan Teknik TF-IDF dan Cross Validation untuk Analisis Sentimen Terhadap Starlink,” vol. 5, no. April, pp. 566–577, 2025.