Bulletin of Data Science
ISSN 2745-7966 (Media Online)
Vol 6, No 1, October 2026, Page 35-50
DOI: 10.47065/bulletinds.v6i1.11264
https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/bulletinds

Analisis Sentimen Purbaya Effect pada X Menggunakan VADER Sentiment, SVM, dan SMOTE

Sentiment Analysis of the Purbaya Effect on X Using VADER Sentiment, SVM, and SMOTE

Taki Imay*, Baginda Oloan Lubis, Besus Maula Sulthon

Teknik Informatika, Sistem Informasi, Universitas Bina Sarana Informatika, DKI Jakarta, Indonesia
Email: 1,*takiimay98@gmail.com, 2baginda.bio@bsi.ac.id, 3besus.sulthon@bsi.ac.id
Correspondence Author Email : akiimay98@gmail.com
Received: **01-10-2026**, Revised: **16-10-2026**, Accepted: **27-10-2026**, Published: **28-10-2026**

Abstrak−Perkembangan media sosial sebagai ruang komunikasi publik menghasilkan volume data opini yang besar dan tidak terstruktur sehingga memerlukan pendekatan analisis berbasis komputasi. Salah satu fenomena yang memperoleh perhatian publik di platform X adalah Purbaya Effect, yang memunculkan beragam respons masyarakat dalam bentuk sentimen positif, netral, dan negatif. Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen publik terhadap fenomena tersebut menggunakan integrasi metode VADER Sentiment, Support Vector Machine (SVM), dan Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE) untuk mengatasi ketidakseimbangan distribusi data. Penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif berbasis *text mining* dengan memanfaatkan 2.871 tweet berbahasa Indonesia yang dikumpulkan dari platform X selama periode Oktober 2025–Mei 2026. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, *preprocessing* (*cleaning*, *case folding*, *tokenization*, dan *stopword removal*), pelabelan sentimen menggunakan VADER, penyeimbangan data menggunakan SMOTE, klasifikasi menggunakan SVM, serta evaluasi model melalui metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa distribusi sentimen didominasi oleh kategori netral, sedangkan sentimen positif dan negatif memiliki proporsi yang lebih rendah. Model SVM sebelum penerapan SMOTE menghasilkan akurasi sebesar 91,80%, namun menunjukkan kecenderungan bias terhadap kelas mayoritas sehingga kemampuan identifikasi kelas minoritas masih terbatas. Setelah penerapan SMOTE, distribusi data menjadi lebih seimbang dan kemampuan model dalam mengenali kelas minoritas meningkat, yang ditunjukkan oleh perbaikan nilai *recall* dan *F1-score*, meskipun akurasi keseluruhan menurun menjadi 77,87%. Temuan ini menunjukkan bahwa penerapan SMOTE mampu meningkatkan kualitas klasifikasi sentimen multikelas secara lebih representatif dibandingkan penggunaan akurasi sebagai satu-satunya indikator evaluasi.

Kata Kunci: Sentiment Analysis; VADER Sentiment; Support Vector Machine (SVM); SMOTE; Social Media X; Purbaya Effect

Abstract−The rapid growth of social media as a platform for public expression has generated a substantial volume of unstructured opinion data, creating the need for computational-based analytical approaches. One phenomenon that attracted public attention on platform X is the *Purbaya Effect*, which triggered various public responses reflected in positive, neutral, and negative sentiments. This study aims to analyze public sentiment toward this phenomenon by integrating VADER Sentiment, Support Vector Machine (SVM), and Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE) to address class imbalance in the dataset. This research employed a quantitative approach based on *text mining* using 2,871 Indonesian-language tweets collected from platform X during the period of October 2025 to May 2026. The research procedure consisted of data collection, preprocessing (*cleaning*, *case folding*, *tokenization*, and *stopword removal*), sentiment labeling using VADER, data balancing using SMOTE, sentiment classification using SVM, and model evaluation through *accuracy*, *precision*, *recall*, and *F1-score* metrics. The results indicate that the sentiment distribution was dominated by the neutral category, while positive and negative sentiments appeared in considerably smaller proportions. The SVM model before applying SMOTE achieved an accuracy of 91.80%, but demonstrated a strong bias toward the majority class, resulting in limited capability to identify minority classes. After implementing SMOTE, the dataset became more balanced and the model's ability to detect minority classes improved, as reflected by increased *recall* and *F1-score* values, although the overall accuracy decreased to 77.87%. These findings suggest that applying SMOTE improves the quality of multiclass sentiment classification and provides a more representative evaluation than relying solely on accuracy as a performance indicator.

Keywords: Sentiment Analysis, VADER Sentiment, Support Vector Machine (SVM), SMOTE, Social Media X, Purbaya Effect.

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi telah mengubah cara masyarakat memperoleh informasi, menyampaikan pendapat, serta memberikan respons terhadap berbagai fenomena sosial, politik, dan ekonomi. Media sosial X menjadi salah satu ruang komunikasi digital yang memungkinkan pengguna menyampaikan opini melalui unggahan teks secara cepat dan terbuka. Data yang dihasilkan dari aktivitas tersebut memiliki potensi untuk digunakan dalam mengidentifikasi kecenderungan persepsi publik [1]. Akan tetapi, karakteristik data media sosial yang tidak terstruktur, penggunaan bahasa informal, singkatan, serta ekspresi emosional menyebabkan analisis opini secara manual menjadi kurang efisien. Oleh karena itu, analisis sentimen sebagai bagian dari *Natural Language Processing* (NLP) dapat digunakan untuk mengidentifikasi kecenderungan opini berdasarkan kategori positif, negatif, dan netral [2].

Analisis sentimen merupakan pendekatan komputasional yang bertujuan mengidentifikasi orientasi opini atau evaluasi yang terkandung dalam suatu teks. Penerapan analisis sentimen pada media sosial dapat membantu peneliti mengolah data dalam jumlah besar dan memperoleh gambaran mengenai kecenderungan opini masyarakat. Meskipun demikian, hasil analisis sangat dipengaruhi oleh karakteristik bahasa, kualitas data, metode representasi teks, dan

© 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 35
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

Bulletin of Data Science
ISSN 2745-7966 (Media Online)
Vol 6, No 1, October 2026, Page 35-50
DOI: 10.47065/bulletinds.v6i1.11264
https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/bulletinds

algoritma klasifikasi yang digunakan. Tantangan tersebut menunjukkan bahwa pemilihan metode analisis perlu mempertimbangkan karakteristik objek penelitian dan distribusi kategori sentimen dalam dataset [3].

Salah satu fenomena yang menjadi objek penelitian ini adalah Purbaya Effect, yaitu fenomena yang menjadi bahan pembicaraan dan memunculkan berbagai respons pengguna media sosial X. Percakapan mengenai fenomena tersebut dapat mengandung dukungan, kritik, maupun pernyataan informatif yang tidak secara langsung menunjukkan kecenderungan emosional tertentu. Keragaman respons tersebut menjadikan klasifikasi sentimen ke dalam kategori positif, netral, dan negatif relevan untuk dilakukan. Namun, keberadaan teks yang bersifat informal dan kontekstual dapat menimbulkan kesulitan dalam menentukan polaritas sentimen secara konsisten.

Permasalahan lain yang perlu diperhatikan adalah ketidakseimbangan distribusi kelas atau *imbalanced dataset*. Kondisi tersebut terjadi ketika jumlah data pada satu kategori sentimen lebih besar dibandingkan kategori lainnya. Dalam situasi demikian, model klasifikasi berpotensi lebih sering memprediksi kelas mayoritas, sehingga nilai akurasi keseluruhan belum tentu menggambarkan kemampuan model dalam mengenali setiap kategori sentimen. Elreedy dan Atiya [4] membahas karakteristik dan dampak SMOTE terhadap permasalahan klasifikasi dengan distribusi kelas yang tidak seimbang. Oleh sebab itu, penelitian analisis sentimen perlu memperhatikan distribusi kelas sekaligus menggunakan metrik evaluasi yang dapat menggambarkan kemampuan klasifikasi secara lebih menyeluruh.

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk menganalisis polaritas teks adalah *Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner* (VADER). VADER merupakan pendekatan analisis sentimen berbasis leksikon dan aturan yang dirancang untuk mengidentifikasi sentimen pada teks media sosial. Dalam penelitian ini, VADER digunakan sebagai pendekatan untuk menghasilkan skor dan label sentimen awal. Namun, penggunaan VADER pada teks berbahasa Indonesia perlu dievaluasi secara hati-hati karena perbedaan kosakata, bahasa informal, konteks lokal, dan karakteristik ekspresi dapat memengaruhi ketepatan interpretasi sentimen.

Selain pendekatan berbasis leksikon, penelitian ini menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) sebagai algoritma klasifikasi. Cortes dan Vapnik [5] memperkenalkan *support-vector networks* sebagai metode pembelajaran yang membentuk batas keputusan untuk memisahkan kelompok data. SVM relevan untuk digunakan pada tugas klasifikasi karena proses pembelajarannya berfokus pada pembentukan batas pemisah antarkelas berdasarkan representasi fitur. Dalam penelitian ini, SVM digunakan untuk mengklasifikasikan data ke dalam tiga kategori sentimen, yaitu positif, netral, dan negatif. Penggunaan SVM juga memungkinkan pengujian terhadap perubahan performa klasifikasi ketika distribusi data pelatihan mengalami penyeimbangan.

Untuk menangani ketidakseimbangan kelas, penelitian ini menerapkan *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE). Chawla, Bowyer, Hall, dan Kegelmeyer [6] memperkenalkan SMOTE sebagai teknik yang membentuk sampel sintetis pada kelas minoritas melalui interpolasi antarsampel yang berdekatan. Teknik tersebut bertujuan mengurangi dominasi kelas mayoritas dalam proses pelatihan model. Meskipun demikian, penerapan SMOTE tidak selalu meningkatkan seluruh metrik evaluasi secara bersamaan. Dengan demikian, efektivitas SMOTE dalam penelitian ini perlu diuji melalui perbandingan kinerja SVM sebelum dan sesudah penerapan penyeimbangan data.

Penelitian terdahulu mengenai analisis sentimen telah mengembangkan beragam pendekatan, mulai dari metode berbasis leksikon hingga metode pembelajaran mesin. Kajian Hutto dan Gilbert memberikan landasan bagi penggunaan VADER pada teks media sosial, sedangkan Cortes dan Vapnik menjadi rujukan teoretis untuk penerapan SVM dalam klasifikasi. Selanjutnya, Chawla et al. mengembangkan dasar metodologis SMOTE untuk mengatasi ketidakseimbangan data. Penelitian mengenai evaluasi klasifikasi oleh Sokolova dan Lapalme [7] juga menegaskan pentingnya pemilihan ukuran kinerja yang sesuai dengan karakteristik tugas klasifikasi. Landasan tersebut memperlihatkan bahwa analisis sentimen, pemilihan algoritma klasifikasi, penanganan ketidakseimbangan data, dan evaluasi model merupakan komponen yang perlu dipertimbangkan secara terpadu.

Meskipun demikian, kesesuaian suatu metode dengan penelitian terdahulu tidak secara otomatis membuktikan bahwa metode tersebut memberikan hasil optimal pada objek yang berbeda. Karakteristik percakapan mengenai Purbaya Effect pada platform X memiliki konteks tersendiri, sehingga kinerja pendekatan VADER, SVM, dan SMOTE perlu dievaluasi berdasarkan dataset yang digunakan dalam penelitian ini. Kesenjangan penelitian yang hendak dikaji terletak pada kebutuhan memperoleh bukti empiris mengenai penerapan ketiga komponen tersebut secara terpadu untuk analisis sentimen multikelas pada percakapan mengenai Purbaya Effect, sekaligus membandingkan kinerja model sebelum dan sesudah penerapan SMOTE.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif berbasis *text mining* terhadap 2.871 unggahan berbahasa Indonesia yang dikumpulkan dari platform X pada periode Oktober 2025 hingga Mei 2026. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, *preprocessing* teks, pelabelan sentimen menggunakan VADER, penerapan SMOTE pada data pelatihan, klasifikasi menggunakan SVM, dan evaluasi model. Evaluasi dilakukan menggunakan *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* agar performa model tidak hanya dinilai berdasarkan jumlah prediksi yang benar secara keseluruhan, tetapi juga berdasarkan kemampuannya mengenali masing-masing kelas sentimen.

Tujuan penelitian ini adalah mengidentifikasi kecenderungan sentimen publik terhadap Purbaya Effect, menganalisis distribusi kategori sentimen, mengevaluasi kinerja SVM pada data yang tidak seimbang, serta mengukur perubahan performa setelah penerapan SMOTE. Metode pembanding dalam penelitian ini adalah model SVM sebelum dan sesudah penerapan SMOTE dengan menggunakan pembagian data uji dan prosedur evaluasi yang konsisten.

© 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 36
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

Bulletin of Data Science
ISSN 2745-7966 (Media Online)
Vol 6, No 1, October 2026, Page 35-50
DOI: 10.47065/bulletinds.v6i1.11264
https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/bulletinds

Perbandingan tersebut diharapkan dapat menunjukkan apakah penyeimbangan data membantu meningkatkan pengenalan kelas minoritas dan bagaimana perubahan tersebut berhubungan dengan nilai akurasi keseluruhan.

Secara teoretis, penelitian ini diharapkan memperkaya kajian mengenai analisis sentimen multikelas dan penerapan metode berbasis leksikon serta pembelajaran mesin pada data media sosial berbahasa Indonesia. Secara praktis, hasil penelitian dapat memberikan gambaran empiris mengenai distribusi opini publik terhadap Purbaya Effect dan menjadi bahan pertimbangan bagi penelitian selanjutnya yang mengkaji opini publik melalui media sosial. Kontribusi utama penelitian ini terletak pada penyajian evaluasi komparatif penerapan VADER, SVM, dan SMOTE dalam konteks Purbaya Effect, terutama dalam menilai hubungan antara penyeimbangan distribusi kelas, kemampuan mengenali kelas minoritas, dan performa klasifikasi secara keseluruhan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

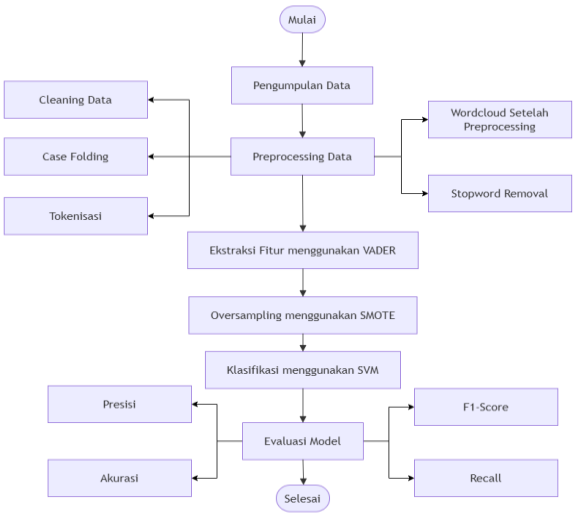
2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan eksperimen komputasional untuk menganalisis sentimen publik terhadap fenomena Purbaya Effect pada platform X. Tahapan penelitian dirancang secara sistematis mulai dari pengumpulan data, pemrosesan teks, pelabelan sentimen, ekstraksi fitur, penerapan algoritma klasifikasi, hingga evaluasi model [8]. Pendekatan ini sesuai dengan prinsip klasifikasi teks yang mencakup representasi dokumen, pembentukan model, dan evaluasi kinerja klasifikasi [9].

Penelitian membandingkan kinerja Support Vector Machine (SVM) pada dua kondisi, yaitu tanpa penyeimbangan kelas dan dengan penerapan Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE). Perbandingan tersebut dilakukan untuk mengetahui pengaruh penyeimbangan data terhadap kemampuan model dalam mengenali kelas sentimen yang jumlahnya lebih sedikit [10]. Ketidakseimbangan distribusi kelas dapat memengaruhi hasil klasifikasi, sehingga evaluasi perlu memperhatikan lebih dari sekadar nilai akurasi [11].

2.1.1 Alur Penelitian

Pada Gambar 1 Alur penelitian menggambarkan hubungan antara data masukan, tahapan pemrosesan, penerapan metode, dan evaluasi hasil. Diagram menggunakan bentuk sederhana dengan garis hitam dan latar putih agar mudah dibaca, sekaligus memperlihatkan posisi penerapan VADER, SMOTE, dan SVM dalam proses penelitian.



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

Gambar 1 tersebut disusun untuk memastikan bahwa setiap tahapan pengolahan data berlangsung secara sistematis dan menghasilkan representasi data yang sesuai untuk kebutuhan klasifikasi sentimen.

2.1.2 Pengumpulan Data dan Preprocessing Teks

Pengumpulan data dilakukan menggunakan metode crawling data melalui pustaka Python yang mendukung akses terhadap data platform X. Data yang dikumpulkan meliputi isi unggahan, waktu publikasi, interaksi pengguna, dan atribut lain yang tersedia. Tahapan pengumpulan dimulai dari penentuan kata kunci, pengaturan periode pengambilan, pelaksanaan *scraping*, penyimpanan dataset, pemeriksaan awal kualitas data, serta seleksi berdasarkan kriteria inklusi dan eksklusi.

Tahap preprocessing mencakup cleaning, case folding, normalisasi kata apabila diperlukan, tokenization, dan stopword removal. Pembersihan dilakukan untuk mengurangi unsur yang tidak diperlukan, seperti URL dan karakter tertentu, sedangkan case folding menyeragamkan huruf menjadi huruf kecil. Tokenisasi memecah teks menjadi satuan

© 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 37
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

Bulletin of Data Science
ISSN 2745-7966 (Media Online)
Vol 6, No 1, October 2026, Page 35-50
DOI: 10.47065/bulletinds.v6i1.11264
https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/bulletinds

kata, sementara penghapusan stopword digunakan secara selektif agar kata yang berkontribusi pada makna sentimen tidak ikut terhapus. Pemrosesan dan representasi teks merupakan bagian penting dari sistem klasifikasi teks karena memengaruhi karakteristik fitur yang digunakan oleh algoritma [12].

2.1.3 Pelabelan Sentimen Menggunakan VADER

VADER (Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner) merupakan pendekatan analisis sentimen berbasis leksikon dan aturan yang dirancang untuk mengenali polaritas sentimen dalam teks, termasuk teks informal di media sosial. Metode ini menghasilkan skor sentimen, antara lain positive, negative, neutral, dan compound. Skor compound merupakan skor gabungan yang dinormalisasi untuk merepresentasikan polaritas sentimen keseluruhan [13].

Dalam penelitian ini, hasil VADER digunakan untuk membantu menentukan label sentimen positif, netral, dan negatif. Namun, karena VADER dikembangkan terutama untuk teks berbahasa Inggris, penerapannya pada unggahan berbahasa Indonesia perlu disertai pemeriksaan kesesuaian leksikon dan validasi label [14]. Apabila label otomatis tidak sesuai dengan konteks bahasa Indonesia, kesalahan tersebut dapat diteruskan ke proses pelatihan SVM. Oleh karena itu, validasi terhadap sebagian hasil pelabelan perlu dilakukan sebelum label digunakan sebagai target klasifikasi. Literatur analisis sentimen berbasis media sosial juga menunjukkan pentingnya memperhatikan karakter bahasa informal dan sumber daya leksikal yang digunakan [15].

2.1.5 Penyeimbangan Data Menggunakan SMOTE

Tahapan berikutnya adalah penerapan Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE) untuk menangani ketidakseimbangan distribusi kelas sentimen. Ketidakseimbangan data merupakan permasalahan umum dalam klasifikasi teks karena model cenderung lebih baik mengenali kelas mayoritas dibandingkan kelas minoritas. SMOTE dipilih karena menghasilkan data sintetis melalui interpolasi antar titik data minoritas sehingga distribusi kelas menjadi lebih seimbang.

$$x_{new} = x_i + (x_{nn} - x_i) \times \delta \quad (1)$$

di mana x_i adalah sampel dari kelas minoritas, x_nn merupakan tetangga terdekat, dan δ adalah bilangan acak antara 0 dan 1. Proses ini menghasilkan data baru yang berada di antara dua titik data minoritas sehingga distribusi menjadi lebih merata.

Dalam penelitian ini, SMOTE diterapkan setelah pembagian data dan hanya pada data latih. Data uji tidak diseimbangkan menggunakan SMOTE karena harus tetap mencerminkan distribusi data evaluasi yang tidak digunakan untuk melatih model. Prosedur tersebut diperlukan untuk mencegah data leakage dan menjaga keabsahan perbandingan performa model. Studi tentang ketidakseimbangan data menunjukkan bahwa hasil metode penyeimbangan dapat berbeda menurut karakteristik data dan algoritma, sehingga dampaknya perlu dibuktikan melalui eksperimen [16].

2.1.6 Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) merupakan algoritma pembelajaran terawasi yang membentuk batas keputusan dengan memaksimalkan margin pemisah antarkelas. Titik data yang berpengaruh terhadap pembentukan batas tersebut disebut support vectors. SVM telah digunakan dalam klasifikasi teks karena dapat menangani representasi fitur yang berdimensi tinggi [17].

Secara matematis, fungsi keputusan dalam SVM dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$f(x) = w \cdot x + b \quad (2)$$

di mana w merupakan vektor bobot, x adalah vektor fitur, dan b merupakan bias. Dalam konsep ini, terdapat beberapa indikator utama, yaitu hyperplane sebagai batas pemisah antar kelas, support vectors sebagai titik data yang paling berpengaruh terhadap pembentukan batas tersebut, serta margin yang menunjukkan jarak optimal antara hyperplane dan support vectors. Fungsi kernel RBF dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \parallel x_i - x_j \parallel^2) \quad (3)$$

di mana γ merupakan parameter yang mengontrol tingkat pengaruh antar data. Dalam penerapannya, terdapat beberapa indikator penting, yaitu jenis kernel yang digunakan (linear atau non-linear), parameter kernel seperti nilai γ yang memengaruhi performa model, serta kemampuan generalisasi model dalam mengklasifikasikan data baru.

Pada penelitian ini, SVM digunakan untuk mengklasifikasikan unggahan ke dalam kategori sentimen positif, netral, atau negatif berdasarkan fitur TF-IDF. Dua skenario eksperimen dilakukan, yaitu model SVM yang dilatih dengan data asli dan model SVM yang dilatih dengan data latih hasil penyeimbangan SMOTE. Parameter model, pembagian data, dan prosedur evaluasi dijaga konsisten sejauh memungkinkan agar hasil perbandingan berfokus pada pengaruh penerapan SMOTE [18]. Penelitian terkait klasifikasi sentimen pada platform X juga menunjukkan penggunaan TF-IDF dan SVM sebagai kombinasi untuk mengolah opini publik dalam bentuk teks [19].

2.1.7 Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan menggunakan Confusion Matrix untuk mengukur kemampuan klasifikasi pada tiga kategori sentimen. Pengukuran performa menggunakan empat metrik utama. Dalam proses evaluasi model klasifikasi, terdapat

© 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 38
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

Bulletin of Data Science
ISSN 2745-7966 (Media Online)
Vol 6, No 1, October 2026, Page 35-50
DOI: 10.47065/bulletinds.v6i1.11264
https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/bulletinds

beberapa metrik yang umum digunakan, yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. *Accuracy* mengukur proporsi jumlah prediksi yang benar dibandingkan dengan total data yang diuji. Secara matematis, *accuracy* dirumuskan sebagai:

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

Meskipun memberikan gambaran umum tentang kinerja model, metrik ini kurang optimal digunakan pada dataset yang tidak seimbang (*imbalanced dataset*).

Selanjutnya, *precision* digunakan untuk menilai tingkat ketepatan prediksi positif yang dihasilkan oleh model, dengan rumus:

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

Sementara itu, *recall* atau sensitivitas mengukur kemampuan model dalam mendeteksi seluruh data positif yang sebenarnya, yang dirumuskan sebagai:

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

Kedua metrik ini memiliki peran penting dalam analisis sentimen, terutama untuk memastikan bahwa model tidak hanya memiliki akurasi tinggi, tetapi juga mampu mengidentifikasi kelas minoritas secara efektif.

Untuk memperoleh ukuran evaluasi yang lebih seimbang, digunakan *F1-score* yang merupakan rata-rata harmonis dari *precision* dan *recall*. Rumus *F1-score* adalah sebagai berikut:

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision+Recall} \quad (7)$$

Metrik ini memberikan gambaran performa model yang lebih representatif, terutama pada kondisi data yang tidak seimbang, sehingga sering dijadikan sebagai indikator utama dalam evaluasi klasifikasi.

Karena penelitian melibatkan tiga kelas sentimen dan berfokus pada dampak ketidakseimbangan kelas, hasil evaluasi perlu disajikan per kelas serta menggunakan nilai macro-average untuk precision, recall, dan F1-score. Pelaporan tersebut membantu menghindari kesimpulan yang hanya bergantung pada kelas mayoritas. Evaluasi kedua model dilakukan pada data uji yang sama, lalu hasilnya dibandingkan untuk mengetahui apakah SMOTE meningkatkan pengenalan kelas minoritas dan bagaimana pengaruhnya terhadap kinerja keseluruhan [20].

2.2 Instrumen Penelitian

Instrumen penelitian berbentuk instrumen observasi digital dan instrumen komputasional. Penelitian tidak menggunakan kuesioner karena seluruh data diperoleh secara langsung dari unggahan publik. Instrumen pengumpulan data meliputi parameter kata kunci, periode pengambilan data, bahasa, jumlah data, dan metadata unggahan. Instrumen pemrosesan data mencakup modul *preprocessing*, ekstraksi sentimen, klasifikasi, serta evaluasi model. Validitas instrumen dilakukan melalui dua pendekatan, yaitu validitas isi melalui penilaian terhadap kesesuaian tahapan analisis dengan tujuan penelitian dan validitas proses melalui pengujian *pipeline* pemrosesan data. Reliabilitas instrumen dievaluasi menggunakan pendekatan repeated experiment, konsistensi hasil antar percobaan, dan *cross-validation* untuk memastikan stabilitas performa model.

2.2.1 Populasi dan Sampel

Populasi penelitian didefinisikan sebagai seluruh unggahan publik pada platform X yang mengandung kata kunci yang berkaitan dengan topik penelitian. Karakteristik populasi mencakup data berbentuk teks, menggunakan bahasa Indonesia, tersedia secara publik, diterbitkan selama periode pengamatan, serta dapat diproses menggunakan pendekatan *Natural Language Processing* (NLP). Kata kunci yang digunakan meliputi variasi istilah seperti “Purbaya Effect”, “Purbaya”, “Efek Purbaya”, “Dewan Ekonomi Nasional”, “Purbaya Yudhi Sadewa”, serta berbagai tagar dan variasi penulisan lain yang berkembang secara organik di platform X.

Karena populasi bersifat dinamis dan terus bertambah, penelitian menggunakan teknik non-probability sampling dengan metode purposive sampling. Teknik ini dipilih karena memungkinkan seleksi data berdasarkan karakteristik yang relevan dengan tujuan penelitian. Penentuan ukuran sampel mengacu pada pendekatan Slovin dengan tingkat kesalahan (margin of error) sebesar 5%. Rumus Slovin:

$$n = \frac{N}{1+N(e)^2} \quad (8)$$

Keterangan n untuk ukuran sampel, N untuk ukuran populasi, dan e untuk margin of error (0,05). Rumus Slovin digunakan untuk menghitung jumlah sampel yang proporsional sehingga dapat mewakili populasi secara memadai. Berdasarkan proses seleksi dan penyaringan data, diperoleh 2.871 unggahan yang memenuhi kriteria penelitian. Dataset selanjutnya dipisahkan menjadi 70% data pelatihan dan 30% data pengujian menggunakan metode *stratified split* agar distribusi kelas tetap terjaga selama proses pelatihan dan evaluasi model.

© 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 39
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

Bulletin of Data Science
ISSN 2745-7966 (Media Online)
Vol 6, No 1, October 2026, Page 35-50
DOI: 10.47065/bulletinds.v6i1.11264
https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/bulletinds

2.3 Jumlah Data dan Periode Pengambilan

Penelitian dilaksanakan pada lingkungan digital dengan sumber data berasal dari platform X (sebelumnya Twitter). Pengumpulan data dilakukan selama periode Oktober 2025 hingga Mei 2026, dengan mempertimbangkan kebutuhan memperoleh dinamika opini publik yang berkembang selama periode kemunculan dan pembahasan fenomena *Purbaya Effect*. Lokasi penelitian tidak dibatasi secara geografis karena seluruh data diperoleh dari interaksi pengguna pada ruang digital terbuka. Pendekatan ini memungkinkan penelitian menangkap pola opini yang lebih luas dan representatif terhadap fenomena sosial yang diamati.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Preprocessing

Tahap preprocessing dilakukan untuk mengubah data unggahan dari platform X menjadi teks yang lebih terstruktur sebelum digunakan dalam pelabelan sentimen dan klasifikasi. Proses ini terdiri atas cleaning, case folding, tokenization, dan stopword removal. Setiap tahapan menghasilkan bentuk data yang berbeda, sehingga perubahan hasil dapat diamati melalui perbandingan teks sebelum dan sesudah pemrosesan.

3.1.1 Cleaning Data

Untuk memperlihatkan perubahan karakteristik teks setelah pembersihan, Tabel 3.1 menyajikan lima contoh data teratas yang membandingkan teks asli pada kolom full text dengan teks hasil cleaning.

Tabel 1 Output Setelah Cleaning 5 Dataset Teratas

No	Full Text	Cleaning
0	Situasi tersebut mendorong Menteri Keuangan (M...	Situasi tersebut mendorong Menteri Keuangan Me...
1	Menteri Keuangan Purbaya Yudhi Sadewa berkomit...	Menteri Keuangan Purbaya Yudhi Sadewa berkomit...
2	Tegas! Menkeu Purbaya Bakal Kejar Rokok Ilegal...	Tegas Menkeu Purbaya Bakal Kejar Rokok Ilegal ...
3	MENTERI PURBAYA SURUH HOTMAN BELANJA! BIJAKS ...	MENTERI PURBAYA SURUH HOTMAN BELANJA BIJAKS N...
4	Setelah sebelumnya merespons sindiran Rocky Ge...	Setelah sebelumnya merespons sindiran Rocky Ge...

Berdasarkan Tabel 1, tahap *cleaning* merupakan proses eliminasi unsur-unsur teks yang tidak memberikan kontribusi langsung terhadap analisis sentimen. Unsur yang dihapus meliputi tautan web, *mention* pengguna, tagar yang tidak relevan, emoji, angka, karakter khusus, serta spasi berlebih. Hasil pada tabel menunjukkan adanya perubahan dari kolom *full_text* menjadi *cleaning*, di mana teks dipertahankan hanya pada bagian yang memiliki informasi penting untuk analisis. Tahap ini bertujuan mengurangi *noise* sehingga representasi teks menjadi lebih bersih, konsisten, dan fokus sebelum diproses pada tahapan berikutnya

3.1.2 Case Folding

Setelah proses pembersihan, teks diseragamkan menjadi huruf kecil untuk menghindari perbedaan token akibat penggunaan huruf kapital. Perubahan teks sebelum dan sesudah proses tersebut ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Output Case Folding 5 Dataset Teratas

No.	Full Text	Cleaning	Case Folding
0	Situasi tersebut mendorong Menteri Keuangan (M...	Situasi tersebut mendorong Menteri Keuangan Me...	situasi tersebut mendorong menteri keuangan me...
1	Menteri Keuangan Purbaya Yudhi Sadewa berkomit...	Menteri Keuangan Purbaya Yudhi Sadewa berkomit...	menteri keuangan purbaya yudhi sadewa berkomit...
2	Tegas! Menkeu Purbaya Bakal Kejar Rokok Ilegal...	Tegas Menkeu Purbaya Bakal Kejar Rokok Ilegal ...	tegas menkeu purbaya bakal kejar rokok ilegal ...
3	MENTERI PURBAYA SURUH HOTMAN BELANJA! BIJAKS ...	MENTERI PURBAYA SURUH HOTMAN BELANJA BIJAKS N...	menteri purbaya suruh hotman belanja bijaks n...
4	Setelah sebelumnya merespons sindiran Rocky Ge...	Setelah sebelumnya merespons sindiran Rocky Ge...	setelah sebelumnya merespons sindiran rocky ge...

Berdasarkan Tabel 2, tahap *case folding* dilakukan dengan mengubah seluruh karakter teks menjadi huruf kecil menggunakan fungsi transformasi *string* pada Python. Proses ini bertujuan menyeragamkan format penulisan sehingga

© 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 40
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

Bulletin of Data Science
ISSN 2745-7966 (Media Online)
Vol 6, No 1, October 2026, Page 35-50
DOI: 10.47065/bulletinds.v6i1.11264
https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/bulletinds

perbedaan penggunaan huruf besar dan huruf kecil tidak menghasilkan token yang berbeda pada tahap analisis berikutnya. Hasil pada tabel menunjukkan perubahan teks dari kolom *cleaning* menjadi *case_folding*, di mana seluruh karakter dikonversi ke bentuk huruf kecil tanpa mengubah makna utama dari isi teks. Tahap ini penting untuk mengurangi duplikasi token dan meningkatkan konsistensi representasi data sebelum proses tokenisasi dilakukan.

3.1.3 Tokenizing

Tahap berikutnya memecah teks menjadi satuan kata atau token agar dapat diproses secara komputasional. Tabel 3 memperlihatkan contoh perubahan teks hasil case folding menjadi daftar token.

Tabel 3 Output Tokenizing 5 Dataset Teratas

No.	Full Text	Cleaning	Case Folding	Tokenize
0	Situasi tersebut mendorong Menteri Keuangan (M...	Situasi tersebut mendorong Menteri Keuangan Me...	situasi tersebut mendorong menteri keuangan me...	[situasi, tersebut, mendorong, menteri, keuang...
1	Menteri Keuangan Purbaya Yudhi Sadewa berkomit...	Menteri Keuangan Purbaya Yudhi Sadewa berkomit...	menteri keuangan purbaya yudhi sadewa berkomit...	[menteri, keuangan, purbaya, yudhi, sadewa, be...
2	Tegas! Menkeu Purbaya Bakal Kejar Rokok Ilegal...	Tegas Menkeu Purbaya Bakal Kejar Rokok Ilegal ...	tegas menkeu purbaya bakal kejar rokok ilegal ...	[tegas, menkeu, purbaya, bakal, kejar, rokok, ...
3	MENTERI PURBAYA SURUH HOTMAN BELANJA! BIJAKS ...	MENTERI PURBAYA SURUH HOTMAN BELANJA BIJAKS N...	menteri purbaya suruh hotman belanja bijaks n...	[menteri, purbaya, suruh, hotman, belanja, bij...
4	Setelah sebelumnya merespons sindiran Rocky Ge...	Setelah sebelumnya merespons sindiran Rocky Ge...	setelah sebelumnya merespons sindiran rocky ge...	[setelah, sebelumnya, merespons, sindiran, roc...

Berdasarkan Tabel 3, tahap *tokenizing* dilakukan menggunakan library *Natural Language Toolkit (NLTK)* untuk memecah teks menjadi unit-unit kata (*token*) yang dapat diproses secara komputasional. Proses ini mengubah teks hasil *case folding* menjadi daftar kata terpisah sehingga setiap elemen teks dapat dianalisis secara lebih terstruktur pada tahapan berikutnya. Hasil pada tabel menunjukkan bahwa kalimat yang semula berbentuk teks utuh diubah menjadi kumpulan token dalam bentuk daftar kata, seperti kata *program*, *makan*, *bergizi*, dan *gratis*. Tahap *tokenizing* berperan penting dalam mempersiapkan data agar proses penghapusan *stopword*, ekstraksi fitur, dan analisis sentimen dapat dilakukan secara lebih efektif dan akurat.

3.1.4 Stopword Removal

Setelah tokenisasi, dilakukan penghapusan kata umum yang dinilai memiliki kontribusi informasi rendah terhadap tujuan klasifikasi. Perbandingan hasil sebelum dan sesudah penghapusan stopword ditampilkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Output Stopword Removal 5 Dataset Teratas

No	Full Text	Cleaning	Case Folding	Tokenize	Stopword Removal
0	Situasi tersebut mendorong Menteri Keuangan (M...	Situasi tersebut mendorong Menteri Keuangan Me...	situasi tersebut mendorong menteri keuangan me...	[situasi, tersebut, mendorong, menteri, keuang...	situasi mendorong menteri keuangan menkeu purb...
1	Menteri Keuangan Purbaya	Menteri Keuangan Purbaya Yudhi	menteri keuangan purbaya yudhi	[menteri, keuangan, purbaya,	menteri keuangan purbaya yudhi

© 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 41
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

Bulletin of Data Science
ISSN 2745-7966 (Media Online)
Vol 6, No 1, October 2026, Page 35-50
DOI: 10.47065/bulletinds.v6i1.11264
https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/bulletinds

	Yudhi Sadewa berkomit...	Sadewa berkomit...	sadewa berkomit...	yudhi, sadewa, be...	sadewa berkomit...
2	Tegas! Menkeu Purbaya Bakal Kejar Rokok Ilegal...	Tegas Menkeu Purbaya Bakal Kejar Rokok Ilegal ...	tegas menkeu purbaya bakal kejar rokok ilegal ...	[tegas, menkeu, purbaya, bakal, kejar, rokok, ...	menkeu purbaya kejar rokok ilegal toples warun...
3	MENTERI PURBAYA SURUH HOTMAN BELANJA! BIJAKS ...	MENTERI PURBAYA SURUH HOTMAN BELANJA BIJAKS N...	menteri purbaya suruh hotman belanja bijaks n...	[menteri, purbaya, suruh, hotman, belanja, bij...	menteri purbaya suruh hotman belanja bijaks ne...
4	Setelah sebelumnya merespons sindiran Rocky Ge...	Setelah sebelumnya merespons sindiran Rocky Ge...	setelah sebelumnya merespons sindiran rocky ge...	[setelah, sebelumnya, merespons, sindiran, roc...	merespons sindiran rocky gerung purbaya yudhi ...

Berdasarkan Tabel 4, tahap *stopword removal* dilakukan menggunakan pustaka *Sastrawi* dan *Natural Language Toolkit (NLTK)* untuk menghapus kata-kata umum yang tidak memberikan kontribusi signifikan terhadap analisis sentimen. Proses ini bertujuan mengurangi kata yang sering muncul namun memiliki nilai informasi rendah sehingga teks menjadi lebih fokus pada kata-kata yang merepresentasikan makna utama. Hasil pada tabel menunjukkan bahwa beberapa kata yang dianggap tidak relevan dihilangkan dari hasil *tokenizing* sehingga menghasilkan representasi teks yang lebih ringkas dan informatif. Tahap *stopword removal* menjadi penting karena dapat meningkatkan kualitas data sebelum dilakukan ekstraksi fitur dan proses klasifikasi sentimen.

3.2 Analisis Pola Kata Dominan dan Implikasinya terhadap Fitur Sentimen

3.2.1 Wordcloud Setelah Preprocessing

Untuk memperlihatkan perubahan visual pada kata-kata yang dominan, Gambar 3.1 menyajikan perbandingan wordcloud sebelum dan sesudah preprocessing.



Gambar 2. Output Wordcloud Perbandingan Setelah dan Sebelum Preprocessing

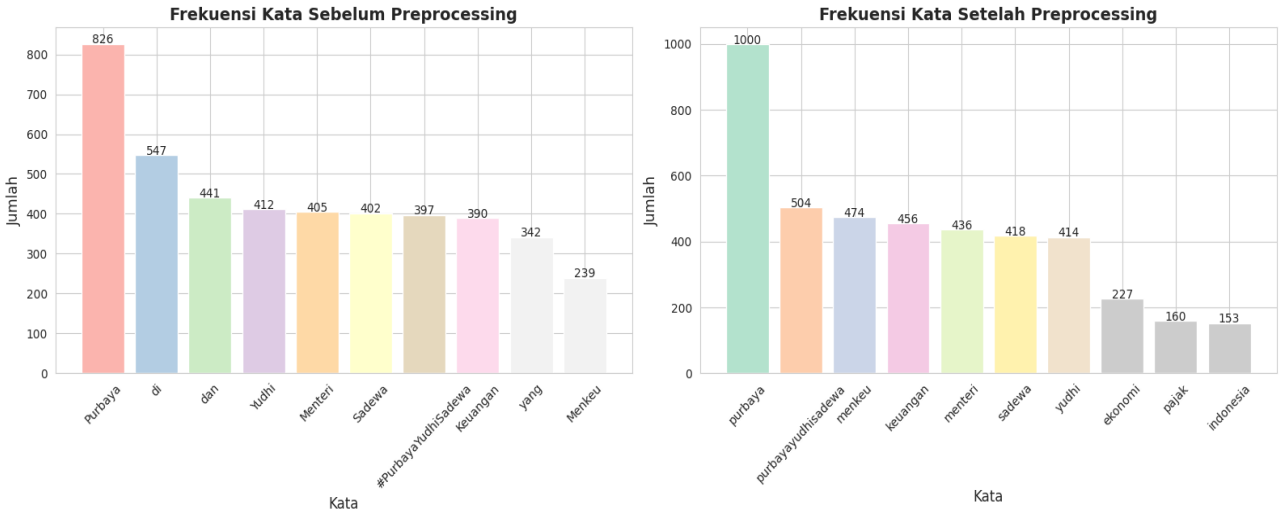
Gambar 2, Visualisasi *wordcloud* memperlihatkan perubahan distribusi istilah yang cukup signifikan. Sebelum *preprocessing*, kata-kata umum seperti kata hubung dan ekspresi noninformatif masih mendominasi. Setelah pembersihan data, istilah yang berkaitan langsung dengan isu ekonomi, kebijakan, dan persepsi publik mulai muncul lebih jelas. Temuan ini menunjukkan bahwa proses praproses tidak hanya berfungsi sebagai tahap teknis, tetapi juga menjadi mekanisme reduksi *noise* yang berpengaruh langsung terhadap kualitas fitur analisis sentimen.

3.2.2 Analisis Pola Kata Dominan

Selain visualisasi wordcloud, frekuensi kata dihitung untuk mengetahui perubahan jumlah kemunculan istilah sebelum dan sesudah preprocessing. Hasil perbandingan tersebut ditampilkan pada Gambar 3.2.

© 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 42
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

Bulletin of Data Science
ISSN 2745-7966 (Media Online)
Vol 6, No 1, October 2026, Page 35-50
DOI: 10.47065/bulletinds.v6i1.11264
https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/bulletinds



Gambar 3. Output Frekuensi Kata Perbandingan Setelah dan Sebelum Preprocessing

Gambar 3 Visualisasi frekuensi kata menunjukkan perubahan distribusi istilah yang cukup signifikan setelah dilakukan tahapan *preprocessing*. Pada kondisi sebelum *preprocessing*, kata yang paling dominan adalah "Purbaya" dengan frekuensi 826 kemunculan, diikuti oleh kata umum dan unsur noninformatif seperti "di" (547), "dan" (441), "yudhi" (412), "menteri" (405), "sadewa" (402), "#purbayayudhisadewa" (397), "keuangan" (390), "yang" (342), dan "menkeu" (239). Kemunculan kata-kata umum seperti *di*, *dan*, dan *yang* menunjukkan bahwa data mentah masih mengandung *noise* linguistik yang berpotensi mengurangi kualitas representasi fitur pada tahap analisis sentimen.

Setelah dilakukan *preprocessing* melalui tahapan *cleaning*, *case folding*, *tokenization*, dan *stopword removal*, distribusi kata menjadi lebih terfokus pada istilah yang memiliki relevansi substantif terhadap topik penelitian. Kata "purbaya" meningkat menjadi 1.000 kemunculan, diikuti oleh "purbayayudhisadewa" (504), "menkeu" (474), "keuangan" (456), "menteri" (436), "sadewa" (418), "yudhi" (414), "ekonomi" (227), "pajak" (160), dan "indonesia" (153). Hilangnya kata-kata umum dan munculnya istilah tematik seperti *ekonomi*, *pajak*, dan *Indonesia* menunjukkan bahwa proses *preprocessing* berhasil meningkatkan kualitas representasi data dengan mempertahankan kata yang memiliki nilai informasi lebih tinggi.

3.3 Hasil Pelabelan Sentimen Multikelas Menggunakan VaderSentiment

3.3.1 Distribusi Skor Sentimen VADER

Untuk menunjukkan penerapan VADER pada data penelitian, Tabel 5 menyajikan lima contoh data teratas beserta hasil transformasi teks, skor compound, dan label sentimennya.

Tabel 5. Output Distribusi Skor Sentimen VADER 5 Dataset Teratas

No.	Full Text	Cleaning	Case Folding	Tokenize	Stopword Removal	Compound Score	Sentiments
0	Situasi tersebut mendorong Menteri Keuangan (M...	Situasi tersebut mendorong Menteri Keuangan Me...	situasi tersebut mendorong menteri keuangan me...	[situasi, tersebut, mendorong, menteri, keuang...	situasi mendorong menteri keuangan menkeu purb...	0.0000	Netral
1	Menteri Keuangan Purbaya Yudhi Sadewa berkomit...	Menteri Keuangan Purbaya Yudhi Sadewa berkomit...	menteri keuangan purbaya yudhi sadewa berkomit...	[menteri, keuangan, purbaya, yudhi, sadewa, be...	menteri keuangan purbaya yudhi sadewa berkomit...	0.0000	Netral
2	Tegas! Menkeu Purbaya Bakal Kejar Rokok Ilegal...	Tegas Menkeu Purbaya Bakal Kejar Rokok Ilegal ...	tegas menkeu purbaya bakal kejar rokok ilegal ...	[tegas, menkeu, purbaya, bakal, kejar, rokok, ...	menkeu purbaya kejar rokok ilegal toples warun...	0.0000	Netral

© 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 43
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

Bulletin of Data Science
ISSN 2745-7966 (Media Online)
Vol 6, No 1, October 2026, Page 35-50
DOI: 10.47065/bulletinds.v6i1.11264
https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/bulletinds

3	MENTERI PURBAYA SURUH HOTMAN BELANJA! BIJAKS ...	MENTERI PURBAYA SURUH HOTMAN BELANJA BIJAKS N...	menteri purbaya suruh hotman belanja bijaks n...	[menteri, purbaya, suruh, hotman, belanja, bij...	menteri purbaya suruh hotman belanja bijaks ne...	-0.1531	Negatif
4	Setelah sebelumnya merespons sindiran Rocky Ge...	Setelah sebelumnya merespons sindiran Rocky Ge...	setelah sebelumnya merespons sindiran rocky ge...	[setelah, sebelumnya, merespons, sindiran, roc...	merespons sindiran rocky gerung purbaya yudhi ...	0.0000	Netral

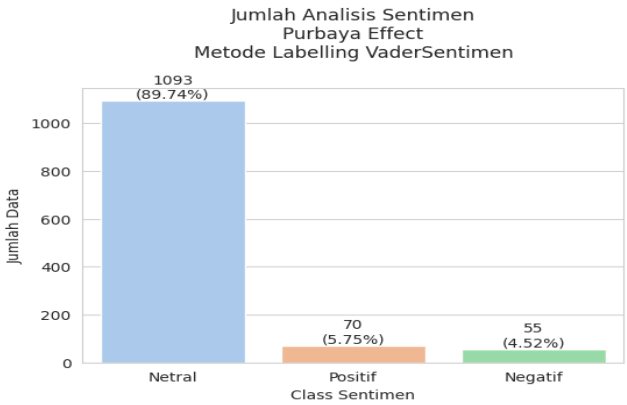
Tabel 5 tersebut menampilkan sebagian dataset yang telah melalui tahapan preprocessing dan analisis sentimen menggunakan VADER. Setiap baris merepresentasikan satu tweet, sedangkan setiap kolom menunjukkan hasil transformasi teks, mulai dari *full_text* (teks asli), *cleaning* (pembersihan karakter tidak relevan), *case_folding* (konversi huruf kecil), *tokenize* (pemecahan menjadi token), hingga *stopword_removal* (penghapusan kata umum). Pada tahap akhir, kolom *Compound_Score* menampilkan skor sentimen numerik hasil VADER dan kolom *Sentiments* menunjukkan label sentimen (Positif, Netral, atau Negatif), di mana contoh nilai *compound_score* sebesar -0.1531 dikategorikan sebagai sentimen Negatif karena nilainya berada di bawah ambang batas nol.

3.3.2 Aturan Threshold Pelabelan Multikelas

Pada penelitian ini, pelabelan sentimen dilakukan menggunakan nilai *compound score* dari metode VADER karena mampu merepresentasikan kecenderungan sentimen keseluruhan dalam rentang −1 hingga +1. Untuk mengubah skor numerik menjadi kategori sentimen multikelas, diterapkan aturan ambang batas (*threshold*) sehingga proses klasifikasi dapat dilakukan secara konsisten dan objektif, yaitu *compound* ≥ 0,05 dikategorikan sebagai positif, *compound* ≤ −0,05 sebagai negatif, dan nilai di antara −0,05 hingga 0,05 sebagai netral. Pemilihan batas ±0,05 mengacu pada rekomendasi standar penggunaan VADER dalam penelitian analisis sentimen dan bertujuan mengurangi kesalahan klasifikasi akibat perbedaan skor yang kecil. Dengan penerapan ambang tersebut, proses pelabelan sentimen menjadi lebih terstruktur, proporsional, serta memungkinkan hasil penelitian direplikasi pada studi selanjutnya.

3.3.3 Hasil Pelabelan Sentimen Multikelas Menggunakan VaderSentiment

Untuk memperlihatkan proporsi setiap kategori sentimen yang dihasilkan VADER, Gambar 3.3 menyajikan distribusi jumlah dan persentase sentimen pada data yang dianalisis.



Gambar 4. Labelling VaderSentimen

Gambar 4 hasil pelabelan sentimen menggunakan metode VADER Sentiment menunjukkan bahwa opini publik terhadap Purbaya Effect didominasi oleh kategori netral. Dari total data yang dianalisis, diperoleh 1.093 data (89,74%) termasuk ke dalam sentimen netral, 70 data (5,75%) tergolong sentimen positif, dan 55 data (4,52%) tergolong sentimen negatif. Distribusi yang sangat didominasi kelas netral juga mengindikasikan adanya ketidakseimbangan kelas (*class imbalance*) pada dataset. Kondisi ini penting diperhatikan karena dapat menyebabkan model klasifikasi lebih mudah memprediksi kelas mayoritas dan menurunkan kemampuan deteksi terhadap kelas minoritas (positif dan negatif). Oleh karena itu, pada tahap berikutnya diperlukan pendekatan penyeimbangan data seperti SMOTE agar performa klasifikasi menjadi lebih proporsional.

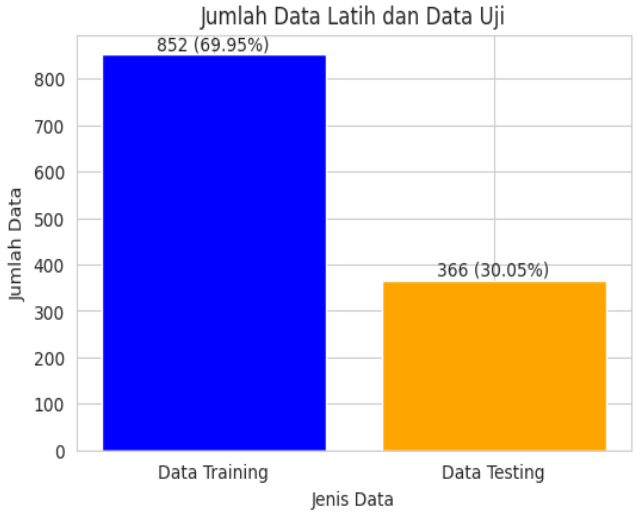
© 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 44
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

Bulletin of Data Science
ISSN 2745-7966 (Media Online)
Vol 6, No 1, October 2026, Page 35-50
DOI: 10.47065/bulletinds.v6i1.11264
https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/bulletinds

3.4 Kinerja Support Vector Machine (SVM) pada Dataset Imbalance

3.4.1 Pembagian Data Latih dan Uji

Sebelum model dilatih, dataset dibagi menjadi data latih dan data uji. Untuk memperlihatkan jumlah data yang digunakan pada setiap bagian, Gambar 5 menyajikan hasil pembagian dataset dengan proporsi sekitar 70:30.



Gambar 5. Jumlah Data Latih dan Data Uji

Gambar 5 dataset yang telah melalui proses *preprocessing* selanjutnya dibagi menjadi dua kelompok untuk kebutuhan pengembangan dan evaluasi model klasifikasi, yaitu data pelatihan (*training data*) dan data pengujian (*testing data*). Berdasarkan hasil pembagian data, diperoleh 852 data (69,95%) sebagai data pelatihan dan 366 data (30,05%) sebagai data pengujian. Proporsi pembagian sekitar 70:30 dipilih karena merupakan pendekatan yang umum digunakan pada penelitian klasifikasi untuk menjaga keseimbangan antara kemampuan model dalam mempelajari pola data dan objektivitas evaluasi performa. Data pelatihan digunakan untuk membangun model klasifikasi sentimen menggunakan Support Vector Machine (SVM), sedangkan data pengujian digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam melakukan prediksi terhadap data yang tidak pernah dipelajari sebelumnya.

3.4.2 Akurasi SVM Sebelum SMOTE

Untuk menggambarkan kinerja awal model SVM pada dataset yang tidak seimbang, Gambar 6 menyajikan hasil evaluasi model sebelum penerapan SMOTE.

```
=== AKURASI SVM SEBELUM SMOTE ===
0.9180327868852459

=== CLASSIFICATION REPORT SEBELUM SMOTE ===
              precision    recall  f1-score   support

     Negatif       1.00      0.24      0.38        17
      Netral       0.92      0.99      0.96       328
     Positif       0.75      0.29      0.41        21

    accuracy                           0.92       366
   macro avg       0.89      0.50      0.58       366
weighted avg       0.91      0.92      0.90       366
```

Gambar 6. Akurasi SVM Sebelum SMOTE

Gambar 6 Berdasarkan *classification report*, kelas netral menghasilkan performa terbaik dengan precision sebesar 0,92, recall 0,99, dan f1-score 0,96. Nilai tersebut menunjukkan bahwa hampir seluruh data sentimen netral berhasil dikenali dan diklasifikasikan secara tepat oleh model. Tingginya performa pada kelas ini dipengaruhi oleh dominasi jumlah data netral pada dataset sehingga model lebih banyak mempelajari karakteristik kelas mayoritas. Sebaliknya, performa pada kelas minoritas masih relatif rendah. Pada kelas negatif, model memperoleh precision sebesar 1,00, namun recall hanya sebesar 0,24 dengan f1-score 0,38. Nilai ini menunjukkan bahwa meskipun prediksi yang dihasilkan sangat akurat ketika model mengidentifikasi sentimen negatif, sebagian besar data negatif aktual gagal dikenali dan justru diklasifikasikan ke kelas lain.

© 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 45
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

Bulletin of Data Science
ISSN 2745-7966 (Media Online)
Vol 6, No 1, October 2026, Page 35-50
DOI: 10.47065/bulletinds.v6i1.11264
https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/bulletinds

3.4.3 Confusion Matrix Sebelum SMOTE

Untuk mengidentifikasi kesalahan klasifikasi secara lebih terperinci, Gambar 3.6 menampilkan confusion matrix model SVM sebelum penerapan SMOTE.

```
=== CONFUSION MATRIX SEBELUM SMOTE ===
[[  4  13   0]
 [  0 326   2]
 [  0  15   6]]
```

Gambar 7. Confusion Matrix Sebelum SMOTE

Gambar 7 berdasarkan *confusion matrix*, dari 17 data negatif aktual, model hanya berhasil mengklasifikasikan 4 data secara benar, sedangkan 13 data lainnya diprediksi sebagai netral. Pada kelas netral, model menunjukkan performa sangat tinggi dengan 326 dari 328 data berhasil diklasifikasikan dengan benar. Sementara pada kelas positif, hanya 6 dari 21 data yang berhasil dikenali, sedangkan 15 data lainnya salah diprediksi sebagai netral.

Hasil tersebut menunjukkan bahwa model memiliki kecenderungan kuat untuk mengelompokkan data ke dalam kategori netral, yang merupakan kelas mayoritas pada dataset. Fenomena ini mengindikasikan adanya ketidakseimbangan distribusi kelas (*class imbalance*), sehingga model belum mampu membentuk batas keputusan (*decision boundary*) yang optimal untuk mendeteksi sentimen positif dan negatif.

3.5 Penerapan SMOTE dan Peningkatan Kinerja SVM

3.5.1 Akurasi SVM Sesudah SMOTE

Untuk menunjukkan perubahan kinerja setelah penyeimbangan data, Gambar 8 menyajikan hasil evaluasi model SVM yang dilatih menggunakan data latih hasil SMOTE.

```
=== AKURASI SVM SESUDAH SMOTE ===
0.7786885245901639

=== CLASSIFICATION REPORT SESUDAH SMOTE ===
              precision    recall  f1-score   support

     Negatif       0.14      0.35      0.20        17
      Netral       0.93      0.83      0.87       328
     Positif       0.24      0.33      0.28        21

    accuracy                           0.78       366
   macro avg       0.44      0.51      0.45       366
weighted avg       0.85      0.78      0.81       366
```

Gambar 8. Akurasi SVM Sesudah SMOTE

Gambar 8 Hasil evaluasi menunjukkan bahwa setelah penerapan SMOTE, model menghasilkan akurasi sebesar 77,87%. Nilai ini mengalami penurunan dibandingkan model sebelum SMOTE (91,80%), namun memberikan perubahan penting terhadap kemampuan model dalam mengenali kelas minoritas.

3.5.2 Confusion Matrix Sesudah SMOTE

Untuk menilai perubahan kesalahan klasifikasi setelah penerapan SMOTE, Gambar 3.8 menyajikan confusion matrix model kedua pada data uji yang sama.

```
=== CONFUSION MATRIX SESUDAH SMOTE ===
[[  6   9   2]
 [ 36 272  20]
 [  1  13   7]]
```

Gambar 9 Confusion Matrix Sesudah SMOTE

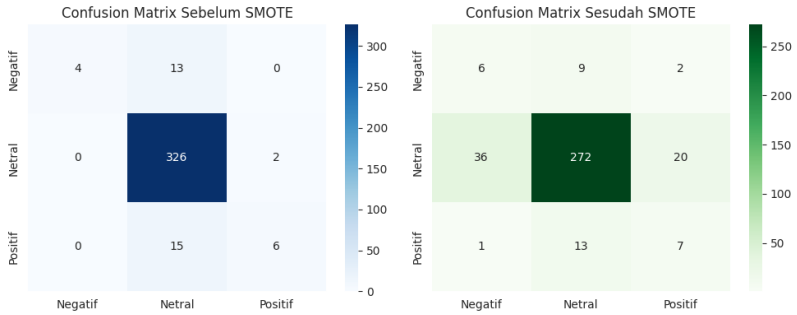
Pada Gambar 9, Berdasarkan *confusion matrix*, dari 17 data negatif aktual, model berhasil mengklasifikasikan 6 data secara benar, meningkat dibandingkan sebelumnya yang hanya 4 data. Selain itu, jumlah data negatif yang salah diprediksi sebagai netral menurun dari 13 menjadi 9 data.

3.5.3 Distribusi Data Sebelum dan Sesudah SMOTE

Untuk menunjukkan perubahan distribusi data akibat proses penyeimbangan, Gambar 10 perlu menampilkan jumlah sampel pada setiap kelas sebelum dan sesudah SMOTE pada data latih, bukan distribusi prediksi dari confusion matrix.

© 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 46
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

Bulletin of Data Science
ISSN 2745-7966 (Media Online)
Vol 6, No 1, October 2026, Page 35-50
DOI: 10.47065/bulletinds.v6i1.11264
https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/bulletinds



Gambar 10 Distribusi Data Sebelum dan Sesudah SMOTE

Gambar 10 Perbandingan *confusion matrix* menunjukkan adanya perubahan pola klasifikasi setelah penerapan SMOTE. Sebelum SMOTE, model sangat terkonsentrasi pada prediksi kelas netral, yang ditunjukkan oleh dominasi nilai diagonal pada kelas tersebut. Setelah dilakukan penyeimbangan data, distribusi prediksi menjadi lebih tersebar ke seluruh kelas sehingga kemampuan deteksi terhadap kelas positif dan negatif meningkat.

3.5.4 Distribusi Data Sebelum dan Sesudah SMOTE

Untuk menilai sejauh mana penerapan SMOTE (Synthetic Minority Oversampling Technique) memengaruhi hasil klasifikasi sentimen, dilakukan evaluasi komparatif terhadap performa Support Vector Machine (SVM) pada dua kondisi, yaitu sebelum dan sesudah proses penyeimbangan data diterapkan. Pengukuran dilakukan menggunakan empat indikator evaluasi utama yang meliputi accuracy, precision, recall, dan F1-score. Penggunaan beberapa metrik tersebut bertujuan agar penilaian model tidak hanya berfokus pada tingkat ketepatan secara keseluruhan, tetapi juga mampu menggambarkan kemampuan model dalam mengidentifikasi seluruh kategori sentimen secara lebih adil. Pendekatan ini penting terutama pada penelitian dengan distribusi data yang tidak seimbang karena nilai akurasi tinggi belum tentu mencerminkan performa yang baik pada seluruh kelas. Untuk membandingkan hasil kedua eksperimen secara langsung, Tabel 3.6 menyajikan nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* dari model SVM sebelum dan sesudah penerapan SMOTE.

Tabel 6. Perbandingan Performa Model

Model	Accuracy	*Precision*	*Recall*	F1-score
SVM sebelum SMOTE	91,80	0.91	0.92	0.90
SVM setelah SMOTE	77,87	0.85	0.78	0.81

Tabel 6, Hasil pengujian memperlihatkan bahwa penerapan SMOTE memberikan perubahan yang cukup terlihat, terutama dalam meningkatkan kemampuan model untuk mendeteksi kelas yang memiliki jumlah data relatif kecil. Sebelum proses *oversampling* dilakukan, nilai *recall* pada sentimen negatif berada pada angka 0,24, sementara sentimen positif memperoleh nilai 0,29. Setelah distribusi data diseimbangkan melalui SMOTE, *recall* masing-masing kelas meningkat menjadi 0,35 untuk kategori negatif dan 0,33 untuk kategori positif. Peningkatan tersebut menunjukkan bahwa model menjadi lebih responsif dalam mengenali data sebenarnya yang berasal dari kelompok minoritas, yang pada kondisi sebelumnya cenderung tidak teridentifikasi secara optimal ketika model melakukan proses pembelajaran. Meskipun besarnya peningkatan belum tergolong tinggi, perubahan tersebut tetap mengindikasikan adanya perkembangan kemampuan model dalam menangkap pola sentimen yang lebih beragam di dalam dataset.

Jika dilihat berdasarkan performa secara keseluruhan, penerapan SMOTE justru menyebabkan nilai *accuracy* mengalami penurunan, dari 91,80% pada kondisi awal menjadi 77,87% setelah proses penyeimbangan data. Akan tetapi, perubahan tersebut tidak dapat langsung diartikan sebagai penurunan kualitas model. Tingginya akurasi sebelum SMOTE diterapkan dipengaruhi oleh jumlah kelas netral yang jauh lebih dominan dibandingkan kelas positif dan negatif. Kondisi tersebut memungkinkan model menghasilkan prediksi yang lebih banyak mengarah pada kelas mayoritas sehingga nilai akurasi terlihat tinggi, meskipun kemampuan dalam mengenali kelas minoritas masih terbatas. Setelah distribusi data diperbaiki, model memperoleh kesempatan yang lebih seimbang untuk mempelajari karakteristik dari setiap kategori sentimen. Oleh karena itu, penurunan akurasi dalam penelitian ini perlu dipandang sebagai dampak dari perubahan orientasi model menuju distribusi performa yang lebih seimbang di antara seluruh kelas.

Secara keseluruhan, perbandingan hasil pengujian menunjukkan bahwa SMOTE memberikan manfaat dalam meningkatkan kualitas klasifikasi sentimen multikelas, khususnya dalam mengenali kelompok minoritas. Peningkatan kemampuan deteksi tersebut sekaligus mengurangi kecenderungan model untuk terlalu berfokus pada kategori netral sebagai kelas yang dominan. Walaupun nilai metrik secara keseluruhan, seperti *accuracy*, *precision*, dan *F1-score*, mengalami perubahan setelah proses penyeimbangan, performa model pada masing-masing kategori menjadi relatif lebih seimbang dibandingkan kondisi sebelum *oversampling*. Temuan tersebut mengindikasikan bahwa penggunaan SMOTE dapat mengurangi pengaruh ketidakseimbangan kelas (*class imbalance*) dan membantu menghasilkan model analisis sentimen yang lebih representatif terhadap keragaman opini masyarakat mengenai fenomena yang menjadi objek penelitian.

© 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 47
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

Bulletin of Data Science
ISSN 2745-7966 (Media Online)
Vol 6, No 1, October 2026, Page 35-50
DOI: 10.47065/bulletinds.v6i1.11264
https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/bulletinds

3.6 Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa ketidakseimbangan kelas memengaruhi pola kesalahan klasifikasi SVM. Sebelum SMOTE, model memperoleh akurasi 91,80%, tetapi *recall* kelas negatif hanya sebesar 0,24 dan kelas positif sebesar 0,29. *Confusion matrix* juga memperlihatkan bahwa banyak data positif dan negatif diprediksi sebagai netral. Kondisi ini menunjukkan bahwa tingginya akurasi agregat belum tentu menggambarkan kemampuan model dalam mengenali seluruh kategori sentimen. Temuan tersebut sejalan dengan penelitian mengenai klasifikasi teks tidak seimbang yang menunjukkan bahwa ketimpangan jumlah data dapat menyebabkan model lebih sulit mengenali kategori minoritas. Dalam konteks klasifikasi teks menggunakan SVM, strategi penyeimbangan data perlu dievaluasi melalui sejumlah metrik karena dampaknya tidak selalu sama pada seluruh kelas.

Setelah SMOTE diterapkan, akurasi model pada penelitian ini turun menjadi 77,87%. Namun, *recall* kelas negatif meningkat dari 0,24 menjadi 0,35, dan *recall* kelas positif meningkat dari 0,29 menjadi 0,33. Hasil ini menunjukkan bahwa model berhasil mengenali lebih banyak contoh dari kelas minoritas, tetapi perubahan tersebut belum cukup untuk menyatakan bahwa keseluruhan performa model meningkat. Nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* agregat pada Tabel 6 justru menurun, sehingga kesimpulan harus membedakan peningkatan deteksi kelas minoritas dari kinerja keseluruhan. Perbedaan hasil tersebut juga terlihat ketika dibandingkan dengan penelitian Andriyani, Faqih, dan Permana yang menganalisis sentimen pada platform X menggunakan SVM dan SMOTE. Penelitian mereka melaporkan peningkatan akurasi dari 71,41% menjadi 83,89% setelah penerapan SMOTE pada data sentimen terkait program makan gratis [21]. Berbeda dari penelitian tersebut, hasil pada penelitian ini menunjukkan penurunan akurasi dari 91,80% menjadi 77,87%, walaupun *recall* untuk kelas positif dan negatif meningkat.

Perbedaan ini memperlihatkan bahwa pengaruh SMOTE bergantung pada karakteristik dataset, distribusi kelas, kualitas label, representasi fitur, dan konfigurasi model [22]. Hasil dari satu topik tidak dapat digeneralisasi langsung ke topik lain. Oleh karena itu, penelitian ini memberikan bukti empiris yang lebih spesifik mengenai hasil penerapan SMOTE pada dataset sentimen *Purbaya Effect*, bukan bukti bahwa SMOTE selalu meningkatkan atau selalu menurunkan akurasi.

Penelitian mengenai analisis sentimen pada platform X menggunakan TF-IDF dan SVM juga menunjukkan bahwa pendekatan klasik berbasis fitur teks dapat digunakan untuk mengklasifikasikan opini publik dalam beberapa kategori sentimen [23]. Meskipun demikian, perbandingan nilai akurasi antarpenelitian perlu dilakukan secara hati-hati karena topik, jumlah data, proses pelabelan, pembagian data, dan prosedur evaluasi dapat berbeda. Oleh karena itu, nilai akurasi yang lebih tinggi pada penelitian lain tidak secara langsung menunjukkan bahwa model tersebut lebih baik untuk data *Purbaya Effect*.

Selain klasifikasi, hasil pelabelan VADER menunjukkan bahwa kategori netral mendominasi data yang dianalisis, yakni 89,74%. Dominasi tersebut dapat berkaitan dengan karakteristik unggahan yang bersifat informatif atau belum menunjukkan penilaian eksplisit [24]. Namun, interpretasi ini masih merupakan kemungkinan, bukan kesimpulan langsung dari distribusi skor. Untuk memastikan makna kategori netral, diperlukan pemeriksaan konteks unggahan dan validasi label secara manual. Hal ini penting karena VADER dikembangkan untuk teks berbahasa Inggris dan dapat menghadapi keterbatasan ketika diterapkan pada bahasa Indonesia, khususnya pada penggunaan istilah informal, ironi, dan sarkasme [25]. Dari sisi kontribusi, penelitian ini memperlihatkan perbandingan empiris antara SVM tanpa penyeimbangan data dan SVM dengan SMOTE pada analisis sentimen multikelas mengenai *Purbaya Effect*. Kontribusi utamanya adalah menunjukkan bahwa penyeimbangan data dapat mengubah kemampuan deteksi kelas minoritas, tetapi tidak selalu meningkatkan seluruh metrik evaluasi. Secara praktis, hasil ini menegaskan pentingnya menyajikan evaluasi per kelas, bukan hanya akurasi keseluruhan, ketika menganalisis opini publik yang distribusi sentimennya tidak seimbang.

Penelitian ini memiliki keterbatasan, terutama pada penggunaan label otomatis VADER untuk teks berbahasa Indonesia dan dominasi kelas netral. Selain itu, interpretasi pengaruh SMOTE perlu didukung oleh konfigurasi eksperimen yang konsisten, laporan klasifikasi lengkap, dan pembagian data yang bebas dari kebocoran informasi. Penelitian berikutnya dapat mempertimbangkan validasi label secara manual, penggunaan leksikon bahasa Indonesia, pengujian parameter SVM, serta pembandingan dengan metode lain seperti *class weighting* atau model bahasa Indonesia berbasis transformer. Dengan demikian, evaluasi lanjutan dapat menentukan pendekatan yang lebih sesuai dengan karakteristik data dan tujuan klasifikasi.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa integrasi VADER Sentiment, Support Vector Machine (SVM), dan Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE) dapat digunakan untuk menganalisis sentimen publik pada media sosial secara sistematis melalui pendekatan klasifikasi multikelas. Hasil analisis memperlihatkan bahwa opini publik terhadap Purbaya Effect didominasi oleh sentimen netral sebesar 89,74%, sedangkan sentimen positif dan negatif masing-masing sebesar 5,75% dan 4,52%. Temuan tersebut mengindikasikan bahwa percakapan publik lebih banyak bersifat informatif dan observasional dibandingkan menunjukkan sikap evaluatif yang kuat terhadap isu yang dibahas. Dari sisi performa model, klasifikasi menggunakan SVM sebelum penerapan SMOTE menghasilkan akurasi sebesar 91,80%, namun menunjukkan kecenderungan kuat dalam mengenali kelas mayoritas sehingga kemampuan deteksi terhadap kelas minoritas masih rendah. Setelah dilakukan penyeimbangan data menggunakan SMOTE, akurasi model menurun menjadi 77,87%, tetapi terjadi peningkatan kemampuan identifikasi pada kelas minoritas, yang ditunjukkan oleh kenaikan nilai *recall* untuk

© 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 48
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

Bulletin of Data Science
ISSN 2745-7966 (Media Online)
Vol 6, No 1, October 2026, Page 35-50
DOI: 10.47065/bulletinds.v6i1.11264
https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/bulletinds

sentimen negatif dan positif. Hasil ini menunjukkan bahwa evaluasi model klasifikasi tidak dapat hanya berfokus pada akurasi agregat, tetapi perlu mempertimbangkan keseimbangan performa antar kelas agar model menghasilkan prediksi yang lebih representatif. Secara teoretis, penelitian ini memperkuat pemahaman bahwa kualitas distribusi data memiliki pengaruh signifikan terhadap performa klasifikasi sentimen berbasis *machine learning*, khususnya pada kasus data media sosial yang cenderung tidak seimbang. Temuan ini juga mendukung pendekatan *data-level balancing* sebagai strategi untuk meningkatkan sensitivitas model terhadap kelas minoritas. Dari sisi praktis, hasil penelitian memberikan kerangka analisis yang dapat dimanfaatkan dalam pemetaan opini publik berbasis media sosial untuk mendukung evaluasi persepsi masyarakat terhadap kebijakan atau program publik secara lebih objektif dan berbasis data. Kontribusi ilmiah penelitian ini terletak pada penerapan dan evaluasi integratif antara metode berbasis leksikon (VADER), algoritma klasifikasi (SVM), dan teknik penyeimbangan data (SMOTE) pada konteks analisis sentimen berbahasa Indonesia. Penelitian ini tidak hanya menunjukkan pengaruh penyeimbangan data terhadap perubahan performa model, tetapi juga memberikan bukti empiris mengenai pentingnya penggunaan metrik evaluasi yang lebih komprehensif dalam klasifikasi sentimen multikelas. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengembangkan pendekatan klasifikasi menggunakan model berbasis *deep learning* atau *transformer* seperti BERT, IndoBERT, atau metode *ensemble learning* untuk meningkatkan kemampuan memahami konteks bahasa yang lebih kompleks. Selain itu, penelitian mendatang dapat memperluas sumber data dari berbagai platform media sosial, menerapkan validasi manual terhadap pelabelan sentimen, serta mengeksplorasi aspek semantik seperti ironi, sarkasme, dan konteks percakapan agar hasil analisis menjadi lebih akurat dan memiliki tingkat generalisasi yang lebih tinggi.

5. PERNYATAAN PENULIS

5.1 Kontribusi Penulis

Konseptualisasi: Taki Imay, Baginda Oloan Lubis, Besus Maula Sulthon;
Metodologi: Taki Imay, Baginda Oloan Lubis, Besus Maula Sulthon;
Perangkat Lunak: Taki Imay
Validasi: Taki Imay, Baginda Oloan Lubis, Besus Maula Sulthon;
Analisis Formal: Taki Imay, Baginda Oloan Lubis, Besus Maula Sulthon;
Investigasi: Taki Imay, Baginda Oloan Lubis, Besus Maula Sulthon;
Sumber Daya: Taki Imay, Baginda Oloan Lubis, Besus Maula Sulthon;
Kurasi Data: Taki Imay
Penulisan Draf Awal: Taki Imay, Baginda Oloan Lubis, Besus Maula Sulthon;
Penulisan, Peninjauan, dan Penyuntingan: Taki Imay, Baginda Oloan Lubis, Besus Maula Sulthon;
Visualisasi: Taki Imay, Baginda Oloan Lubis, Besus Maula Sulthon;
Seluruh penulis telah membaca dan menyetujui versi manuskrip yang telah diterbitkan.

5.2 Ketersediaan Data

Data yang disajikan dalam penelitian ini tersedia berdasarkan permintaan kepada penulis pertama.

5.3 Pendanaan

Penelitian ini tidak menerima pendanaan eksternal.

5.4 Pernyataan Dewan Peninjau Institusional

Tidak Berlaku (*Not applicable*).

5.5 Pernyataan Persetujuan Berdasarkan Informasi

tuliskan Tidak Berlaku (*Not applicable*).

5.6 Pernyataan Konflik Kepentingan

Para penulis menyatakan bahwa mereka tidak memiliki kepentingan keuangan yang bersaing atau hubungan pribadi yang diketahui yang dapat dianggap memengaruhi pekerjaan yang dilaporkan dalam artikel ini.

5.7 Penggunaan AI Generatif dan Teknologi Berbantuan AI dalam Proses Penulisan

Para penulis menggunakan AI Generatif untuk meningkatkan kejelasan penulisan dalam artikel ini. Para penulis telah meninjau dan menyunting konten yang dihasilkan dengan bantuan AI serta bertanggung jawab penuh atas versi akhir publikasi.

© 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 49
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

REFERENCES

[1] H. Hutto and E. Gilbert, "VADER: A Parsimonious Rule-Based Model for Sentiment Analysis of Social Media Text," Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media, vol. 8, no. 1, pp. 216–225, 2018.DOI: https://doi.org/10.1609/icwsm.v8i1.14550
[2] H. T. Phan, N. T. Nguyen, and D. Hwang, "Sentiment Analysis for Social Media: A Survey," Journal of Computer Science and Cybernetics, vol. 37, no. 4, pp. 403–428, 2021.DOI: https://doi.org/10.15625/1813-9663/37/4/15892
[3] M. V. Mäntylä, D. Graziotin, and M. Kuutila, "The Evolution of Sentiment Analysis—A Review of Research Topics, Venues, and Top Cited Papers," Computer Science Review, vol. 27, pp. 16–32, 2018.DOI: https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2018.10.002
[4] D. Elreedy and A. F. Atiya, "A Comprehensive Analysis of Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE) for Handling Class Imbalance," Information Sciences, vol. 505, pp. 32–64, 2019.DOI: https://doi.org/10.1016/j.ins.2019.07.070
[5] C. Cortes and V. Vapnik, "Support-Vector Networks," Machine Learning, vol. 20, pp. 273–297, 2018.DOI: https://doi.org/10.1007/BF00994018
[6] N. V. Chawla, K. W. Bowyer, L. O. Hall, and W. P. Kegelmeyer, "SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique," Journal of Artificial Intelligence Research, vol. 16, pp. 321–357, 2020.DOI: https://doi.org/10.1613/jair.953
[7] M. Sokolova and G. Lapalme, "A Systematic Analysis of Performance Measures for Classification Tasks," Information Processing & Management, vol. 45, no. 4, pp. 427–437, 2019.DOI: https://doi.org/10.1016/j.ipm.2019.03.002
[8] F. Sebastiani, "Machine learning in automated text categorization," ACM Computing Surveys, vol. 34, no. 1, pp. 1–47, 2020.DOI: https://doi.org/10.1145/505282.505283
[9] B. Pang and L. Lee, "Opinion mining and sentiment analysis," Foundations and Trends in Information Retrieval, vol. 2, nos. 1–2, pp. 1–135, 2018.DOI: https://doi.org/10.1561/1500000011
[10] H. He and E. A. Garcia, "Learning from imbalanced data," IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, vol. 21, no. 9, pp. 1263–1284, 2019. DOI: https://doi.org/10.1109/TKDE.2008.239
[11] G. E. A. P. A. Batista, R. C. Prati, and M. C. Monard, "A study of the behavior of several methods for balancing machine learning training data," SIGKDD Explorations Newsletter, vol. 6, no. 1, pp. 20–29, 2019. DOI: https://doi.org/10.1145/1007730.1007735
[12] G. Salton and C. Buckley, "Term-weighting approaches in automatic text retrieval," Information Processing & Management, vol. 24, no. 5, pp. 513–523, 2019. DOI: https://doi.org/10.1016/0306-4573(88)90021-0
[13] E. Kouloumpis, T. Wilson, and J. Moore, "Twitter sentiment analysis: The good the bad and the OMG!," in Proceedings of the Fifth International AAAI Conference on Weblogs and Social Media, vol. 5, no. 1, pp. 538–541, 2019. DOI: https://doi.org/10.1609/icwsm.v5i1.14185
[14] F. Koto and G. Y. Rahmaningtyas, "InSet lexicon: Evaluation of a word list for Indonesian sentiment analysis in microblogs," in Proceedings of the 2017 International Conference on Asian Language Processing (IALP), pp. 391–394, 2018. DOI: https://doi.org/10.1109/IALP.2017.8300625
[15] L. Zhang, S. Wang, and B. Liu, "Deep learning for sentiment analysis: A survey," WIREs Data Mining and Knowledge Discovery, vol. 8, no. 4, Art. no. e1253, 2018. DOI: https://doi.org/10.1002/widm.1253
[16] M. Buda, A. Maki, and M. A. Mazurowski, "A systematic study of the class imbalance problem in convolutional neural networks," Neural Networks, vol. 106, pp. 249–259, 2018. DOI: https://doi.org/10.1016/j.neunet.2018.07.011
[17] H. Han, W. Y. Wang, and B. H. Mao, "Borderline-SMOTE: A new over-sampling method in imbalanced data sets learning," in Advances in Intelligent Computing, Lecture Notes in Computer Science, vol. 3644, pp. 878–887, 2020. DOI: https://doi.org/10.1007/11538059_91
[18] R. A. Pranata, R. Rudiman, and N. A. Verdikha, "Metode pembobotan TF-IDF untuk klasifikasi teks quick count pemilihan wakil presiden Indonesia 2024 pada X Twitter dengan metode SVM," Jurnal Teknologi Informasi: Jurnal Keilmuan dan Aplikasi Bidang Teknik Informatika, vol. 18, no. 2, 2024. DOI: https://doi.org/10.47111/jti.v18i2.14934
[19] M. A. Nulhakim, Y. Sibaroni, and K. M. N. K. Khalif, "Geospatial sentiment analysis using Twitter data on natural disasters in Indonesia with Support Vector Machine (SVM) algorithm," International Journal on Information and Communication Technology, vol. 10, no. 2, pp. 242–258, 2025. DOI: https://doi.org/10.21108/ijoict.v10i2.1032
[20] T. Fawcett, "An introduction to ROC analysis," Pattern Recognition Letters, vol. 27, no. 8, pp. 861–874, 2019. DOI: https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.10.010
[21] Dini Andriyani, Ahmad Faqih, and Sandy Eka Permana, "The Effect of SMOTE Application on Support Vector Machine Performance in Sentiment Classification on Imbalanced Datasets," Journal of Artificial Intelligence and Engineering Applications, vol. 4, no. 2, pp. 752–757, 2025. DOI: https://doi.org/10.59934/jaiea.v4i2.742.
[22] Ulya Ilhami Arsyah, Mutiana Pratiwi, and Abulwafa Muhammad, "Twitter Sentiment Analysis of Public Space Opinions using SVM and TF-IDF Methods," The Indonesian Journal of Computer Science, vol. 13, no. 1, 2024. DOI: https://doi.org/10.33022/ijcs.v13i1.3594.
[23] M. Badri, E. Haerani, F. Syafria, O. Okfalisa, and L. Oktavia, "Penerapan Support Vector Machine dengan SMOTE untuk Klasifikasi Sentimen pada Data Ulasan Aplikasi Trading View," Bulletin of Computer Science Research, vol. 6, no. 1, pp. 314–324, Dec. 2025, doi: 10.47065/bulletincsr.v6i1.793
[24] S. Sutikman, H. Sutanto, and A. P. Widodo, "Resolving Data Imbalance using SMOTE for the Analysis and Prediction of Hate Speech Sentences," Jurnal Sistem Informasi Bisnis, vol. 15, no. 2, pp. 198–203, Jun. 2025, doi: 10.14710/vol15iss2pp198-203
[25] K. Aen, F. A. Tyas, and H. Rakhmawati, "Optimasi Algoritma Support Vector Machine (SVM) Menggunakan Teknik SMOTE untuk Analisis Sentimen Publik terhadap Dampak Penggunaan Artificial Intelligence (AI)," JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika), vol. 9, no. 5, 2025, doi: 10.36040/jati.v9i5.15061

© 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 50
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.