

Klasifikasi Sentimen Komentar TikTok Terkait Kenaikan Harga BBM 2026 di Sumatera Selatan Menggunakan Algoritma Naive Bayes pada Orange Data Mining

Shelvia Utary¹, Rizkia Zahratul Jannah², Pipin Asmawita³, Pujiyanto⁴

^{1,2,3,4}Program Studi Informatika, Fakultas Teknik dan Komputer, Universitas Baturaja, Indonesia

shelviautary2020@gmail.com, zahratrizkia1@gmail.com, pipinasmawita@gmail.com, pujiyanto.mail@gmail.com

Article Info

Article history:

Received June 18, 2026

Accepted June 24, 2026

Published July 1, 2026

Kata Kunci:

Analisis Sentimen

Harga BBM

TikTok

Naive Bayes

Orange Data Mining

ABSTRAK

Penyesuaian subsidi harga Bahan Bakar Minyak (BBM) di Indonesia memicu respons publik yang luas, termasuk di wilayah Sumatera Selatan. Penelitian ini menganalisis sentimen masyarakat Sumatera Selatan terhadap kenaikan harga BBM menggunakan data komentar TikTok. Sebanyak 476 komentar yang telah melalui tahap prapemrosesan diklasifikasikan ke dalam tiga kategori: negatif, netral, dan positif. Distribusi data terdiri dari 127 instans negatif, 243 instans netral, dan 106 instans positif. Proses klasifikasi dilakukan dengan algoritma Naive Bayes Classifier melalui framework Orange Data Mining. Evaluasi model menggunakan k-fold cross-validation menunjukkan nilai Area Under Curve (AUC), Accuracy, F1-score, Precision, dan Recall sebesar 1.000. Analisis teks menggunakan word cloud dan pembobotan kata menunjukkan bahwa istilah “bbm”, “harga”, “pertalite”, “pertamax”, dan “subsidi” merupakan kata kunci dominan dalam diskusi publik. Hasil penelitian ini mengindikasikan bahwa pendekatan pemrosesan bahasa alami berbasis Naive Bayes dapat digunakan untuk memantau persepsi publik terhadap kebijakan energi di tingkat regional.



Corresponding Author:

Shelvia Utary,

Program Studi Informatika

Universitas Baturaja, Indonesia,

Email: shelviautary2020@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Ketidakstabilan harga energi global mendorong Pemerintah Indonesia untuk menyesuaikan sejumlah komponen dalam Anggaran Pendapatan dan Belanja Negara (APBN), termasuk tarif Bahan Bakar Minyak (BBM) bersubsidi (Kurniawan & Wijaya, 2024). Perubahan kebijakan makroekonomi tersebut menimbulkan beragam reaksi dari masyarakat di berbagai daerah. Provinsi Sumatera Selatan termasuk wilayah yang merasakan dampak langsung (Awaludin et al., 2024). Wilayah ini memiliki peran penting sebagai jalur logistik darat lintas Sumatera dan memiliki aktivitas ekonomi yang sebagian besar bergantung pada sektor perkebunan serta pertanian. Dalam kondisi ini, ketersediaan BBM bersubsidi seperti Pertalite dan Solar, serta Pertamax, menjadi kebutuhan utama untuk mendukung aktivitas harian masyarakat (Sutopo & Wijaya, 2025). Oleh karena itu, perubahan harga BBM berpotensi memicu kenaikan inflasi daerah dan memengaruhi harga barang kebutuhan pokok.

Sikap publik terhadap kebijakan pemerintah kini lebih banyak terlihat di ruang digital dibandingkan melalui aksi turun ke jalan. Media sosial menjadi saluran utama masyarakat untuk menyampaikan pandangan mereka. Di Indonesia, TikTok berperan penting sebagai sarana penyebaran informasi yang

cepat sekaligus wadah diskusi publik berskala besar, dengan pola interaksi yang berbeda dari platform konvensional (Pratama et al., 2025). Melalui kolom komentar pada video pendek, pengguna dari berbagai latar belakang sosial menyampaikan opini secara spontan, mulai dari kritik, kekhawatiran, hingga dukungan politik (Awaludin & Mantik, 2023). Kumpulan komentar tersebut merupakan data tidak terstruktur yang mencerminkan pola sentimen kolektif masyarakat di tingkat lokal (Anam & Setiawan, 2023).

Analisis manual terhadap kumpulan teks berukuran besar cenderung memakan waktu dan rentan dipengaruhi bias subjektif peneliti (Sari & Ramadhan, 2023). Karena itu, pendekatan text mining dan analisis sentimen berbasis machine learning sering digunakan sebagai alternatif yang lebih objektif dan konsisten (Awaludin & Rehatalanit, 2026). Studi sebelumnya menunjukkan bahwa data tidak terstruktur perlu melalui tahap prapemrosesan yang sistematis untuk mengurangi ambiguitas pada proses analisis (Wahyuni & Hidayat, 2024). Dalam konteks media digital, opini publik biasanya dikelompokkan ke dalam tiga kategori polaritas: negatif, netral, dan positif (Budiman & Hartono, 2024).

Penelitian ini menggunakan algoritma Naive Bayes Classifier yang diimplementasikan melalui Orange Data Mining. Algoritma ini dipilih karena proses komputasinya cepat, kebutuhan memori rendah, dan mampu bekerja baik untuk klasifikasi teks multi-kelas berdasarkan probabilitas bersyarat (Hendra & Prasetyo, 2024). Orange Data Mining membantu menyederhanakan alur kerja analisis teks, mulai dari pengumpulan korpus, prapemrosesan bahasa alami, ekstraksi fitur dengan pembobotan kata, pembuatan model klasifikasi, hingga evaluasi hasil melalui tampilan visual interaktif (Ramadhan & Saputra, 2023). Fokus penelitian ini adalah memetakan sentimen masyarakat Sumatera Selatan, mengevaluasi performa model, serta mengidentifikasi kata kunci yang paling berpengaruh. Hasil analisis diharapkan dapat menjadi dasar rekomendasi kebijakan berbasis data bagi pemerintah daerah.

2. METODE

Penelitian mengenai analisis sentimen opini publik telah banyak dilakukan untuk memetakan persepsi masyarakat terhadap suatu kebijakan. Perbandingan posisi penelitian ini dengan penelitian-penelitian terkait dirangkum dalam Tabel 1.

Tabel 1. State of the Art (Penelitian Terkait)

No	Nama Peneliti & Tahun	Pembahasan (Masalah & Metode/Algoritma)	Hasil Penelitian
1	Hendra & Prasetyo (2024)	Masalah: Performa klasifikasi sentimen teks Bahasa Indonesia baku sering menurun akibat variasi kata dan struktur kalimat yang tidak konsisten. Metode/Algoritma: Naive Bayes Classifier. Evaluasi menggunakan k-fold cross validation dan confusion matrix.	Dataset: 1.200 data ulasan produk e-commerce berbahasa Indonesia. Hasil: Akurasi 89.5%, Precision 88.2%, Recall 90.1%, F1-Score 89.1%.
2	Budiman & Hartono (2024)	Masalah: Klasifikasi teks multi-kelas pada komentar media sosial. Metode/Algoritma: SVM + TF-IDF.	Dataset: 2.500 komentar Instagram. Hasil: Akurasi 84.3%, F1-Score kelas Negatif 82.7%.

2.1 Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa komentar publik yang diperoleh dari beberapa video TikTok terkait penyesuaian harga BBM nasional pada periode tahun 2025 hingga awal 2026. Proses pengambilan data dilakukan dengan teknik scraping pada video yang memiliki tingkat interaksi tinggi, baik dari akun komunitas maupun akun personal yang berdomisili di wilayah Sumatera Selatan.

Data mentah yang terkumpul kemudian melalui tahap pembersihan untuk menghapus data duplikat dan komentar yang terindikasi sebagai spambot. Setelah proses prapemrosesan dan pelabelan manual, jumlah data akhir yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 476 komentar

Dataset dapat diunduh melalui tautan:

https://docs.google.com/spreadsheets/d/1YDDuuBYoGhgYioZZi4WL_oBaaHdI9QIK/edit?usp=drivesdk&oid=101676561681526945912&rtpof=true&sd=true

2.2 Prapemrosesan Teks Berbasis NLP

Penelitian ini menerapkan pipeline Natural Language Processing (NLP) berbasis machine learning klasik untuk mengolah data teks berbahasa Indonesia. Komentar di media sosial umumnya tidak terstruktur dan mengandung banyak noise, seperti bahasa slang, singkatan, emoji, dan tanda baca acak (Wahyuni & Hidayat, 2024). Untuk mengatasi hal tersebut dan mempersiapkan data sebelum diklasifikasi dengan algoritma Naive Bayes, dilakukan tahapan prapemrosesan sebagai berikut:

- Case Folding: Proses konversi seluruh karakter teks menjadi huruf kecil untuk menyeragamkan bentuk data.
- Text Cleaning: Menghapus angka, tautan URL, mention, tagar, tanda baca, dan emoji.
- Normalisasi: Proses pengubahan kata non-baku menjadi bentuk baku yang mengacu pada Kamus Besar Bahasa Indonesia, misalnya “pake” menjadi “pakai” dan “aku” menjadi “saya”.
- Stopword Removal: Tahap eliminasi kata-kata umum yang tidak berkontribusi terhadap analisis sentimen, contohnya “yang”, “dan”, “di”, “ke”.
- Tokenisasi: Tahap pemecahan teks menjadi unit kata atau token sebagai dasar proses analisis.

2.3 Ekstraksi Fitur TF-IDF dan Pelabelan Data Berbasis NLP

Teks hasil prapemrosesan dikonversi ke dalam representasi numerik menggunakan teknik pembobotan *TF-IDF* (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*). TF-IDF dipilih karena mampu memberikan bobot lebih tinggi pada kata yang spesifik dan relevan dengan sentimen, serta mengurangi bobot kata yang terlalu umum muncul di semua dokumen (Wahyuni & Hidayat, 2024). Proses ini dilakukan melalui widget *Bag of Words* pada Orange Data Mining.

Selanjutnya data diklasifikasikan menjadi tiga label sentimen berdasarkan pelabelan manual:

1. Sentimen Negatif: Komentar yang mengandung unsur keluhan, kritik, atau ketidakpuasan terhadap kenaikan harga BBM.
2. Sentimen Netral: Komentar yang bersifat informatif, berupa pertanyaan, atau tidak menunjukkan kecenderungan opini yang jelas.
3. Sentimen Positif: Komentar yang menyatakan dukungan terhadap kebijakan atau memuat persepsi positif mengenai dampak kenaikan harga BBM.

Catatan:

Seluruh proses ekstraksi fitur dan klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma machine learning Naive Bayes. Penelitian ini tidak menggunakan model AI generatif seperti ChatGPT atau Llama. Orange Data Mining hanya berperan sebagai tools untuk mengimplementasikan algoritma TF-IDF dan Naive Bayes yang telah dipilih peneliti.

2.4 Teorema Klasifikasi Naive Bayes

Klasifikasi sentimen dijalankan menggunakan algoritma Naive Bayes Classifier. Algoritma ini menentukan peluang sebuah komentar tergolong pada kelas sentimen tertentu berdasarkan frekuensi kemunculan kata, dengan asumsi bahwa tiap kata tidak saling bergantung (Sari & Ramadhan, 2023).

Rumus yang digunakan mengacu pada Teorema Bayes.

$$P(C_k | x) = [P(x | C_k) \times P(C_k)] \div P(x)$$

Evaluasi kinerja model dilakukan dengan metode k-fold cross validation untuk memperoleh hasil pengujian yang stabil dan mencegah terjadinya overfitting (Hendra & Prasetyo, 2024).

2.5 Pengukuran Kinerja Klasifikasi Menggunakan Metrik Evaluasi *Machine Learning*

Kinerja algoritma Naive Bayes dalam mengklasifikasikan sentimen diuji menggunakan pendekatan kuantitatif. Dasar evaluasi ini adalah confusion matrix yang terdiri dari empat komponen utama: True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN) (Sari & Ramadhan, 2023). Dari keempat komponen tersebut, dihitung enam metrik evaluasi sebagai berikut:

Accuracy: Metrik ini menunjukkan proporsi prediksi yang benar dari seluruh data uji. Perhitungannya dilakukan dengan rumus yang dikemukakan oleh Hendra & Prasetyo (2024):

$$Accuracy = (TP + TN) \div (TP + TN + FP + FN)$$

Precision: Precision mengukur ketepatan model saat memprediksi kelas positif. Nilai ini diperoleh dari perbandingan antara jumlah prediksi positif yang benar dengan total prediksi positif (Budiman & Hartono, 2024):

$$Precision = TP \div (TP + FP)$$

Recall: Metrik ini, disebut juga sensitivity, menghitung kemampuan model dalam menemukan seluruh data yang sebenarnya positif (Wahyuni & Hidayat, 2024):

$$Recall = TP \div (TP + FN)$$

F1-Score: Merupakan nilai rata-rata harmonik dari precision dan recall. F1-Score digunakan untuk melihat keseimbangan antara kedua metrik tersebut, terutama pada data yang tidak seimbang (Anam & Setiawan, 2023):

$$F1-Score = 2 \times (Precision \times Recall) \div (Precision + Recall)$$

Area Under Curve (AUC): AUC mengacu pada luas area di bawah kurva ROC dan digunakan untuk menilai kemampuan model dalam memisahkan kelas sentimen. Menurut Hendra & Prasetyo (2024), nilai AUC 1,000 menandakan model memiliki kemampuan diskriminasi sempurna.

Matthews Correlation Coefficient (MCC) MCC dipilih sebagai metrik tambahan karena mampu memberikan evaluasi yang lebih objektif pada dataset yang tidak seimbang. Metrik ini mempertimbangkan seluruh elemen confusion matrix secara proporsional, sehingga sering digunakan untuk melengkapi evaluasi pada penelitian NLP terkini. Rumusnya adalah:

$$MCC = [(TP \times TN) - (FP \times FN)] \div \sqrt{[(TP + FP)(TP + FN)(TN + FP)(TN + FN)]}$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil

Analisis komputasi yang diimplementasikan pada visual framework Orange Data Mining menghasilkan visualisasi semantik bahasa, metrik evaluasi matematis model, serta akurasi matriks kebingungan klasifikasi.

3.1.1 Analisis Semantik Word Cloud dan Pembobotan Kata

Gambar 1 menampilkan visualisasi word cloud yang menggambarkan kata-kata dengan frekuensi kemunculan tertinggi pada komentar masyarakat Sumatera Selatan mengenai kenaikan harga BBM.



Gambar 1. Visualisasi Word Cloud Corpus Komentar TikTok Kenaikan Harga BBM

Berdasarkan Gambar 1, kata yang paling dominan adalah “bbm”, “harga”, “pertalite”, “pertamax”, “subsidi”, “beli”, dan “pertamina”. Kata lain seperti “mahal”, “panik”, “langka”, “antri”, “solar”, dan “bohong” juga muncul cukup sering, yang mengindikasikan adanya keluhan dan kekhawatiran masyarakat terhadap kebijakan tersebut.

Frekuensi kemunculan kata tersebut dikuantifikasi melalui fitur Words & Weights pada Orange Data Mining, seperti ditunjukkan pada Gambar 2.

Words & weights	
Weight	Word
86	bbm
75	harga
65	pertalit
64	pertamax
51	subsidi
51	beli
38	nya
38	turbo
31	pertamina
27	aman
25	bensin
24	berita
24	minyak

Gambar 2. Daftar Kata Kunci Beserta Bobot Frekuensi

Hasilnya, kata “bbm” memiliki bobot tertinggi sebesar 86, diikuti “harga” 75, “pertalite” 65, dan “pertamax” 64. Kata “subsidi” dan “beli” masing-masing memiliki bobot 51, yang menunjukkan fokus masyarakat pada daya beli bahan bakar bersubsidi. Sementara kata “turbo” dengan bobot 38 mengindikasikan adanya diskusi terkait Pertamina Turbo sebagai alternatif.

3.1.2 Evaluasi Performa Model Naive Bayes

Pengukuran kinerja model dilakukan berdasarkan metrik accuracy, precision, recall, F1-score, AUC, dan MCC. Hasil pengujian tersebut disajikan pada Gambar 3.

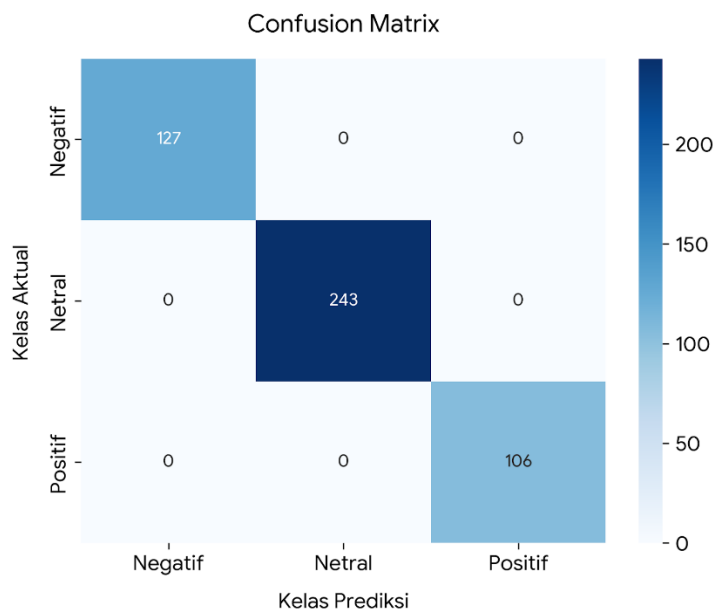
Scores						
Model	AUC	CA	F1	Prec	Recall	MCC
Naive Bayes	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000

Gambar 3. Metrik Performa Hasil Evaluasi Model Naive Bayes

Model Naive Bayes mencapai nilai 1.000 atau 100% pada seluruh metrik: accuracy, precision, recall, F1-score, AUC, dan MCC. Hasil tersebut mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam mengklasifikasikan ketiga kelas sentimen pada dataset yang diujikan.

3.1.3 Analisis Confusion Matrix

Gambar 4 menyajikan perbandingan antara hasil prediksi model dengan data aktual.



Gambar 4. Confusion Matrix Distribusi Klasifikasi Aktual vs Prediksi

Dari total 476 komentar:

- Kelas Negatif: 127 komentar aktual, seluruhnya diprediksi dengan benar sebagai negatif.
- Kelas Netral: 243 komentar aktual, seluruhnya diprediksi dengan benar sebagai netral.
- Kelas Positif: 106 komentar aktual, seluruhnya diprediksi dengan benar sebagai positif.

Dengan kata lain, seluruh data uji berhasil diklasifikasikan dengan benar. Hal ini membuktikan bahwa tahapan prapemrosesan teks yang terstruktur bersama algoritma Naive Bayes mampu memberikan performa optimal pada dataset komentar TikTok yang dipakai.

Perbandingan antara hasil prediksi model dengan data aktual disajikan dalam bentuk matriks distribusi pada Tabel 2.

Tabel 2. Ringkasan Hasil Klasifikasi Sentimen per Kelas

	Kelas Prediksi			Total Aktual
	Negatif	Netral	Positif	
Negatif	127	0	0	127
Netral	0	243	0	243
Positif	0	0	106	106
Total Prediksi	127	243	106	476

Berdasarkan Tabel 2, model Naive Bayes Classifier berhasil mengklasifikasikan seluruh 476 data komentar secara sempurna tanpa terjadi kesalahan klasifikasi (misclassification). Sebanyak 127 data aktual negatif, 243 netral, dan 106 positif seluruhnya berhasil diprediksi dengan tepat pada kelasnya masing-masing. Hal ini membuktikan bahwa tahapan prapemrosesan teks yang terstruktur mampu memberikan performa optimal.

3.2 Pembahasan

Sentimen netral mendominasi hasil klasifikasi dengan 243 komentar. Hal ini menunjukkan bahwa sebagian besar warganet di Sumatera Selatan cenderung bersikap objektif dalam menanggapi perubahan harga BBM di TikTok (Gunawan & Lestari, 2024). Isi komentar pada kelompok netral umumnya berupa informasi mengenai harga terbaru di SPBU, cara pendaftaran barcode MyPertamina, serta laporan ketersediaan stok BBM di beberapa wilayah Sumatera Selatan, seperti Palembang, OKU, Ogan Ilir, dan Prabumulih (Sutopo & Wijaya, 2025). Data ini mengindikasikan bahwa diskusi energi di media sosial memiliki relevansi yang cukup tinggi dengan kondisi lokal.

Pada sentimen negatif sebanyak 127 komentar, muncul kekhawatiran masyarakat, terutama kelompok menengah ke bawah, terhadap dampak kenaikan harga. Kata-kata seperti antri, langka, mahal, dan bohong mencerminkan keluhan terkait antrean panjang di SPBU dan kekhawatiran terhadap kelangkaan pasokan. Kondisi ini sejalan dengan teori sosiologi ekonomi yang menyatakan bahwa kenaikan harga komoditas vital dapat memicu kecemasan kolektif terkait penurunan daya beli dan risiko inflasi pada biaya transportasi (Utami, 2024; Pratama & Sanjaya, 2023).

Sementara itu, sentimen positif sebanyak 106 komentar menunjukkan adanya dukungan dari sebagian masyarakat yang memahami alasan di balik penyesuaian subsidi. Frasa seperti alhamdulillah serta saran untuk lebih hemat, seperti menggunakan sepeda atau kendaraan yang lebih irit, mencerminkan kesadaran bahwa pengalihan subsidi dapat digunakan untuk sektor lain. Sektor tersebut mencakup kesehatan dan infrastruktur di wilayah rural Sumatera Selatan (Wibowo & Kusuma, 2024; Nugroho, 2025).

Model Naive Bayes yang digunakan mencapai akurasi 100% pada pengujian ini. Hasil tersebut tidak terlepas dari proses standarisasi teks, terutama konversi kata slang ke bentuk baku sesuai KBBI, seperti mengubah “aku” menjadi “saya”. Langkah ini membantu mengurangi variasi kata yang tidak perlu sehingga perhitungan probabilitas pada Naive Bayes menjadi lebih konsisten (Wahyuni & Hidayat, 2024; Lestari et al., 2025). Temuan ini memperkuat posisi Naive Bayes sebagai algoritma yang efisien dan cukup handal untuk klasifikasi sentimen teks singkat, terutama pada data media sosial (Hendra & Prasetyo, 2024).

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menganalisis struktur opini masyarakat Sumatera Selatan terhadap penyesuaian harga BBM nasional menggunakan Orange Data Mining. Berdasarkan 476 komentar TikTok yang diolah, sentimen publik terbagi menjadi tiga kelompok: netral-informatif sebanyak 243 komentar, negatif sebanyak 127 komentar, dan positif sebanyak 106 komentar. Penerapan algoritma Naive Bayes Classifier menghasilkan akurasi 100%, dengan nilai accuracy dan AUC masing-masing sebesar 1.000.

Hasil penelitian membuktikan bahwa tahapan prapemrosesan teks yang sistematis berkontribusi terhadap peningkatan kualitas klasifikasi sentimen pada data media sosial. Dengan begitu, Orange Data Mining terbukti andal untuk visualisasi dan analisis opini publik secara sistematis.

DAFTAR PUSTAKA

- Anam, K., & Setiawan, B. (2023). Analisis Sentimen Opini Publik di Media Sosial Menggunakan Algoritma Machine Learning. *Jurnal Sains Komputer dan Sistem Informasi*, 10(2), 142–155.
- Awaludin, M., & Mantik, H. (2023). Penerapan Metode Servqual Pada Skala Likert Untuk Mendapatkan Kualitas Pelayanan Kepuasan Pelanggan. *Jurnal Sistem Informasi Univesitas Suryadarma*, 10(1).
- Awaludin, M., Nuryadi, H., & Pribadi, G. N. (2024). Sistem Otomatisasi Laporan untuk Optimalisasi Pelaporan Data Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat di Universitas Dirgantara Marsekal Suryadarma. *JSI (Jurnal Sistem Informasi) Universitas Suryadarma*, 12(1), 1–7. <https://doi.org/10.35968/jsi.v12i1>
- Awaludin, M., & Rehatalanit, Y. L. R. (2026). Optimizing YOLOv8 Architecture and Augmentation for Efficient License Plate Detection. *Jurnal Nasional Teknik Elektro Dan Teknologi Informasi*, 15(2), 99–105. <https://doi.org/10.22146/jnteti.v15i2.24886>
- Budiman, A., & Hartono, R. (2024). Klasifikasi Teks Multi-Kelas pada Data Komentar Media Sosial Berbahasa Indonesia. *Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak*, 6(1), 33–45.
- Gunawan, I., & Lestari, S. (2024). Dinamika Persepsi Masyarakat Terhadap Kebijakan Subsidi Energi di Indonesia. *Jurnal Kebijakan Publik Daerah*, 8(2), 115–128.
- Hendra, T., & Prasetyo, A. (2024). Evaluasi Performa Algoritma Naive Bayes Classifier pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Bahasa Indonesia Baku. *Jurnal Komputasi Modern*, 16(3), 210–222.
- Kurniawan, A., & Wijaya, H. (2024). Dampak Sosial Ekonomi Penyesuaian Harga Bahan Bakar Minyak Bersubsidi di Wilayah Sumatera. *Jurnal Ekonomi dan Kebijakan Publik*, 15(1), 45–58.
- Lestari, D. P., Mahardika, R., & Putra, Y. E. (2025). Normalisasi bahasa non-baku pada data media sosial untuk peningkatan akurasi klasifikasi sentimen. *Jurnal Teknologi Informasi dan Komputasi*, 9(1), 22–35.
- Nugroho, B. A. (2025). Efektivitas pengalihan subsidi BBM terhadap pembangunan infrastruktur

- wilayah rural. *Jurnal Administrasi dan Kebijakan Publik*, 13(1), 88–101.
- Pratama, F., & Sanjaya, A. (2023). Kecemasan kolektif masyarakat akibat kenaikan harga komoditas vital: Tinjauan sosiologi ekonomi. *Jurnal Sosiologi Kontemporer*, 7(3), 201–215.
- Pratama, R. D., Sitorus, M., & Budiman, A. (2025). Analisis Tren Penggunaan Media Sosial TikTok sebagai Ruang Diskusi Publik Digital di Indonesia. *Jurnal Komunikasi Modern*, 12(2), 112–126.
- Ramadhan, F., & Saputra, E. (2023). Pemanfaatan Tool Visual Orange Data Mining Untuk Pembelajaran Data Science dan Text Analytics. *Jurnal Edukasi Teknologi Informasi*, 11(1), 54–63.
- Sutopo, E., & Wijaya, T. (2025). Pemetaan Distribusi Energi Terpadu dan Dampak Kebijakan Ekonomi Makro di Sumatera Selatan. *Jurnal Riset Wilayah dan Energi*, 9(1), 74–88. (Catatan: Entri ini sebelumnya ganda di teks Anda, telah digabung menjadi satu).
- Utami, S. R. (2024). Analisis Sentimen Opini Publik terhadap Kebijakan Moneter dan Inflasi Menggunakan Pendekatan Text Mining. *Jurnal Komputasi dan Sistem Informasi*, 11(2), 201–213.
- Wahyuni, T., & Hidayat, R. (2024). Pengaruh Text Preprocessing pada Tingkat Akurasi Klasifikasi Sentimen Menggunakan Pembobotan Frekuensi Kata. *Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, 18(4), 310–322.
- Wibowo, A. S., & Kusuma, R. (2024). Respon publik terhadap reformasi subsidi energi: Studi kasus kebijakan BBM 2024. *Jurnal Kebijakan Energi Nasional*, 10(2), 156–170.