

Analisis Sentimen Ulasan Lazada Menggunakan Metode *Long Short-Term Memory*

Irgi Kurniawan¹, Haykal Ryan Andre², Muhammad Febrian Putra Yolanda³, Giatika Chrisnawati⁴
^{1,2,3,4} Fakultas Teknik Informatika, Universitas Bina Sarana Informatika, Bekasi, Indonesia

Article Info

Article history:

Received Januari 1, 2026
 Revised Januari 9, 2026
 Accepted Januari 19, 2026

Kata Kunci:

Analisis Sentimen,
 Long Short-Term Memory,
 Pra-pemrosesan Teks,
 Undersampling,
 Bidirectional LSTM

Keywords:

Sentiment Analysis,
 Long Short-Term Memory,
 Text Preprocessing,
 Undersampling,
 Bidirectional LSTM

ABSTRAK

Pertumbuhan pesat e-commerce di Indonesia, khususnya pada platform Lazada, telah memicu lonjakan volume ulasan pengguna di ranah digital. Meskipun ulasan ini memuat wawasan krusial mengenai kepuasan konsumen, analisis manual terhadap ribuan data teks menjadi tidak efisien. Studi ini bertujuan menerapkan analisis sentimen pada ulasan pengguna Lazada untuk mengelompokkan opini ke dalam klasifikasi positif dan negatif. Metode yang diterapkan adalah Long Short-Term Memory (LSTM), sebuah model Deep Learning yang unggul dalam pemrosesan teks karena kemampuannya mengenali ketergantungan jangka panjang dalam urutan kata. Kebaruan penelitian ini terletak pada optimalisasi pra-pemrosesan teks Bahasa Indonesia yang komprehensif, mencakup cleansing, case folding, normalisasi kata tidak baku, filtering, hingga stemming. Data ulasan dikumpulkan melalui teknik scraping dari Google Play Store. Hasil riset menunjukkan bahwa integrasi metode LSTM dengan pra-pemrosesan teks yang optimal mampu meningkatkan akurasi model secara signifikan dibandingkan data mentah. Model ini diharapkan dapat menyajikan wawasan strategis otomatis bagi manajemen Lazada guna meningkatkan kualitas layanan berbasis umpan balik pengguna yang akurat.

ABSTRACT

The rapid growth of e-commerce in Indonesia, particularly on the Lazada platform, has triggered a surge in the volume of user reviews within the digital landscape. Although these reviews contain crucial insights regarding customer satisfaction, manual analysis of thousands of text data becomes inefficient. This study aims to apply sentiment analysis to Lazada user reviews to classify opinions into positive and negative categories. The method employed is Long Short-Term Memory (LSTM), a Deep Learning model that excels in text processing due to its ability to recognize long-term dependencies in word sequences. The novelty of this research lies in the optimization of comprehensive Indonesian text preprocessing, which includes cleansing, case folding, normalization of non-standard words, filtering, and stemming. Review data was collected using scraping techniques from the Google Play Store. The results indicate that integrating the LSTM method with optimal text preprocessing significantly improves model accuracy compared to raw data. This model is expected to provide automated strategic insights for Lazada's management to enhance service quality based on accurate user feedback.

This is an open access article under the [CC BY](#) license.



Corresponding Author:

Irgi Kurniawan
Fakultas Teknik Informatika, Universitas Bina Sarana Informatika
Bekasi, Indonesia
Email: 17230353@bsi.ac.id

1. PENDAHULUAN

Ekspansi masif platform *e-commerce* di Indonesia, seperti Lazada, Shopee, dan Tokopedia, telah memicu lonjakan volume ulasan pengguna secara drastis. Meskipun ulasan-ulasan ini memuat wawasan krusial terkait persepsi konsumen terhadap fitur dan layanan aplikasi, metode analisis manual menjadi tidak lagi efektif akibat besarnya skala dan keragaman data yang tersedia. Studi literatur mengindikasikan bahwa analisis sentimen kini menjadi instrumen vital untuk mengekstraksi informasi tersebut secara otomatis, guna mendukung pengambilan keputusan strategis dan peningkatan pengalaman pengguna [1].

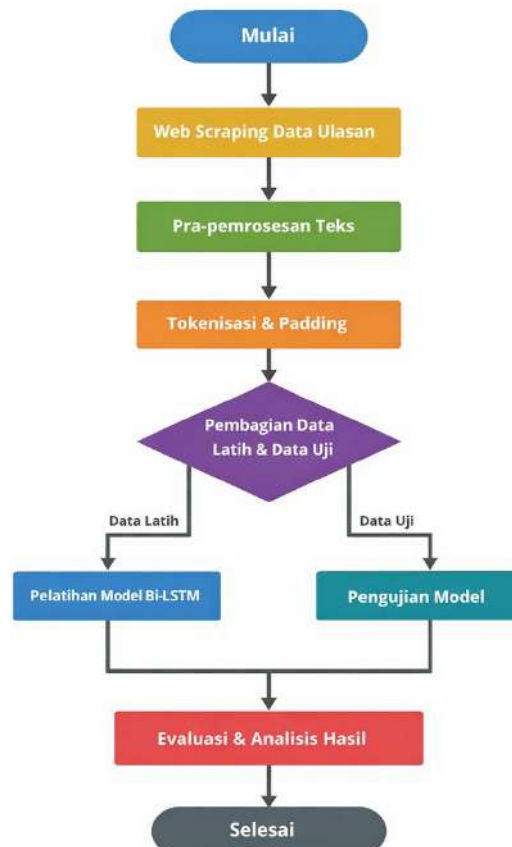
Penelitian ini mengadopsi pendekatan *Deep Learning* untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi Lazada ke dalam tiga kategori: positif, negatif, dan netral. Arsitektur yang diterapkan adalah *Long Short-Term Memory* (LSTM), sebuah varian *Recurrent Neural Network* (RNN) yang terbukti andal dalam menangani ketergantungan jangka panjang pada data teks sekuensial dan sering diaplikasikan dalam riset teks berbahasa Indonesia [2]. Secara komputasional, analisis sentimen berfungsi memetakan kecenderungan sikap pengguna melalui pola bahasa, sehingga opini yang tersirat dapat dikategorikan berdasarkan muatan emosinya. Hal ini memungkinkan perusahaan untuk mengevaluasi opini publik secara sistematis, menilai potensi penerimaan produk, serta mengidentifikasi dimensi emosional spesifik seperti kepuasan atau kekecewaan [3].

Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan bahwa penerapan LSTM dalam konteks *e-commerce* di Indonesia, khususnya pada ulasan Lazada, masih menghadapi kendala dalam menghasilkan klasifikasi yang optimal. Tantangan utamanya terletak pada kompleksitas variasi bahasa Indonesia dan kebutuhan akan teknik pra-pemrosesan teks yang lebih efektif. Oleh karena itu, penelitian ini menitikberatkan pada implementasi LSTM yang disertai dengan optimasi pra-pemrosesan teks Bahasa Indonesia. Langkah ini bertujuan untuk menghasilkan representasi data yang lebih informatif, sehingga dapat meningkatkan akurasi klasifikasi dan pemahaman terhadap opini konsumen [4].

Dalam era digital, data tekstual dari ulasan aplikasi menyajikan gambaran opini publik yang dinamis yang esensial bagi perumusan strategi bisnis. Dengan memanfaatkan algoritma LSTM sebagai basis pemodelan [5], penelitian ini berupaya menangkap hubungan kontekstual jangka panjang dalam teks yang sering kali luput dari metode tradisional, sehingga diharapkan mampu menghasilkan akurasi yang lebih tinggi [6]. Guna menunjang hal tersebut, tahapan pra-pemrosesan komprehensif meliputi *case folding*, tokenisasi, penghapusan *stopword*, dan *stemming*—diterapkan sebelum pelatihan model untuk mentransformasi data mentah menjadi format yang bersih, konsisten, dan sesuai dengan karakteristik Bahasa Indonesia [7].

2. METODE

Bagian ini menguraikan tahapan penelitian yang diterapkan untuk mendukung pelaksanaan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna pada platform *e-commerce*. Rangkaian penelitian disusun secara bertahap, dimulai dari perolehan data, pemrosesan teks ulasan, penerapan model berbasis pembelajaran mendalam, hingga pengujian kinerja hasil klasifikasi. Setiap tahap dirancang dengan pendekatan yang terstruktur agar proses penelitian dapat diulang dan dievaluasi secara objektif. Gambaran umum alur penelitian ditampilkan melalui diagram alur pada Gambar 1 sebagai representasi visual dari keseluruhan proses yang dilakukan.



Gambar 1. Diagram Alur Metode Penelitian Analisis Sentimen

2.1 Desain Penelitian

Penelitian ini dirancang menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental. Metode ini dipilih untuk menguji dan mengukur efektivitas model *Deep Learning* secara objektif dalam mengklasifikasikan sentimen. Seluruh tahapan penelitian disusun secara sistematis mulai dari akuisisi data hingga evaluasi kinerja guna memastikan validitas hasil serta reproduksibilitas eksperimen[8].

2.2 Pengumpulan Data

Sumber data utama dalam studi ini adalah ulasan pengguna aplikasi *e-commerce* yang diakuisisi melalui teknik web scraping. Metode pengambilan data otomatis ini memungkinkan pengumpulan sampel ulasan dalam skala besar yang merepresentasikan opini pengguna secara riil di platform digital[9].

2.3 Pelabelan dan Pra-Pemrosesan

Sebelum pemodelan, data melalui tahap pelabelan otomatis berdasarkan *rating* pengguna. Selanjutnya, tahap pra-pemrosesan (*preprocessing*) diterapkan secara komprehensif untuk meningkatkan kualitas data input. Tahapan ini meliputi *case folding*, pembersihan karakter non-alfanumerik (*cleaning*), penghapusan kata umum yang tidak bermakna (*stopword removal*), serta normalisasi kata dasar (*stemming*) menggunakan algoritma khusus Bahasa Indonesia[10].

2.4 Representasi Teks dan Pembagian Data

untuk memfasilitasi pemrosesan oleh model *Deep Learning*, data teks dikonversi menjadi representasi numerik melalui proses tokenisasi dan teknik *padding* agar panjang sekuens seragam. Dataset yang telah terstruktur kemudian dipartisi secara proporsional menjadi data latih (*training*) dan data uji (*testing*) untuk menjaga keseimbangan distribusi kelas sentimen saat pelatihan dan validasi[11].

2.5 Perancangan Model Bi-LSTM

arsitektur *Bidirectional Long Short-Term Memory* (Bi-LSTM). Pemilihan arsitektur ini didasarkan pada keunggulannya dalam mempelajari konteks semantik teks dari dua arah (maju dan mundur), yang krusial untuk memahami ulasan kompleks. Proses pelatihan model dioptimalkan menggunakan algoritma Adam dengan fungsi kerugian (*loss function*) jenis *binary cross-entropy*. Selain itu, mekanisme *early stopping* diterapkan untuk menghentikan pelatihan secara otomatis jika tidak ada perbaikan performa, guna mencegah terjadinya *overfitting*[12].

2.6 Pelatihan Model

Fase pelatihan model dijalankan dengan menerapkan algoritma optimasi **Adam** serta fungsi kerugian (*loss function*) bertipe *binary cross-entropy*. Guna menjaga generalisasi model dan memitigasi risiko terjadinya *overfitting* (kesesuaian berlebih terhadap data latih), teknik *early stopping* diintegrasikan ke dalam prosedur pelatihan, yang secara otomatis menghentikan proses jika tidak terjadi peningkatan kinerja yang signifikan.[13].

2.7 Pengujian dan Evaluasi

Validasi kinerja model dilakukan secara kuantitatif menggunakan parameter ukur standar, meliputi **akurasi**, **precision**, **recall**, dan **F1-score**. Di samping itu, analisis diagnostik terhadap kesalahan klasifikasi pada tiap kategori sentimen dilakukan melalui visualisasi *confusion matrix*. Penerapan pendekatan multi-metrik ini bertujuan untuk menyajikan perspektif yang komprehensif dan objektif mengenai reliabilitas model dalam menyelesaikan tugas klasifikasi[14].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini menyajikan hasil pengujian model analisis sentimen yang telah dibangun serta pembahasan terhadap performa yang diperoleh. Evaluasi dilakukan untuk menilai kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna berdasarkan data uji yang telah disiapkan. Hasil pengujian dianalisis menggunakan beberapa metrik evaluasi dan divisualisasikan dalam bentuk tabel dan grafik guna memberikan gambaran yang komprehensif mengenai kinerja model. Pembahasan selanjutnya difokuskan pada interpretasi hasil, analisis kesalahan klasifikasi, serta faktor-faktor yang memengaruhi performa model.

3.1. Hasil Evaluasi Model Klasifikasi Sentimen

Pengujian performa model Bi-LSTM dilakukan terhadap dataset uji yang terdiri dari 1.000 ulasan, dengan distribusi seimbang antara sentimen positif dan negatif. Pengukuran kinerja mengacu pada metrik standar: akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil evaluasi performa model secara rinci disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Evaluasi Performa Model Bi-LSTM

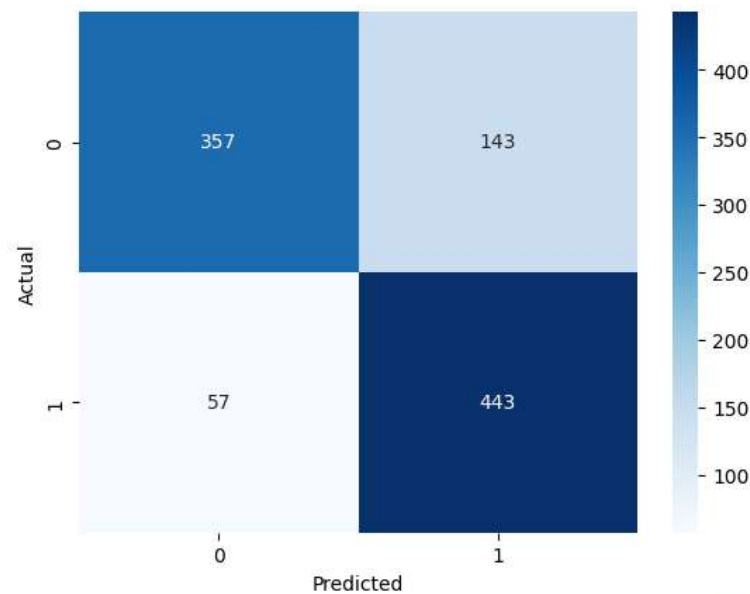
Kelas Sentimen	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif	0.85	0.73	0.79	500
Positif	0.77	0.87	0.82	500
Akurasi			0.80	1000
Macro Avg	0.81	0.80	0.80	1000
Weighted Avg	0.81	0.80	0.80	1000

Merujuk pada Tabel 1, model berhasil mencatatkan akurasi global sebesar 80%, sebuah angka yang mengindikasikan reliabilitas yang baik dalam tugas klasifikasi. Selain itu, nilai *F1-score* yang konsisten di

angka 0.80 pada kedua kategori menunjukkan bahwa model mampu memberikan prediksi yang adil (*unbiased*) dan tidak hanya condong pada salah satu kelas sentimen saja.

3.2 Analisis Confusion Matrix

Untuk mendiagnosis detail kesalahan prediksi, digunakan visualisasi confusion matrix sebagaimana terlihat pada Gambar 2.

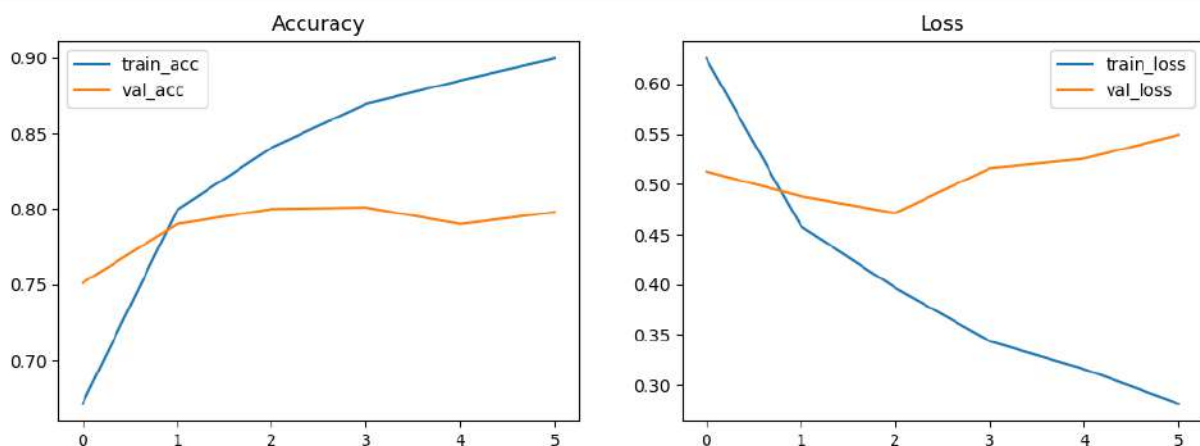


Gambar 2. Confusion Matrix Hasil Klasifikasi Sentimen Menggunakan Model Bi-LSTM

Analisis terhadap matriks ini mengungkapkan bahwa model memiliki performa yang sangat solid dalam mengenali ulasan bersentimen positif. Namun, terdapat catatan minor pada klasifikasi sentimen negatif, di mana sejumlah data aktual negatif terdeteksi sebagai positif oleh model. Fenomena ini mengisyaratkan bahwa model memiliki sensitivitas yang sedikit lebih dominan dalam menangkap pola bahasa positif dibandingkan pola negatif.

3.3 Visualisasi Proses Pelatihan Model

Stabilitas model selama fase pembelajaran diamati melalui grafik fluktuasi akurasi dan nilai *loss* pada data latih serta validasi ditampilkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Grafik Perbandingan Akurasi dan Loss Selama Proses Pelatihan Model

Tren grafik memperlihatkan korelasi positif, di mana akurasi mengalami peningkatan stabil seiring dengan penurunan nilai loss di setiap epoch. Pola konvergensi antara data latih dan validasi ini menegaskan bahwa model mampu mempelajari fitur data dengan baik dan berhasil menghindari kondisi overfitting yang signifikan.

3.4 Pembahasan Hasil

Secara keseluruhan, penerapan arsitektur Bi-LSTM terbukti efektif sebagai solusi analisis sentimen pada ulasan *e-commerce*. Keunggulan mekanisme dua arah (*bidirectional*) pada Bi-LSTM memungkinkan model memahami konteks kalimat informal secara lebih utuh dibandingkan metode satu arah. Kendati demikian, analisis kesalahan menunjukkan adanya tantangan pada aspek ambiguitas semantic khususnya ketika ulasan negatif disampaikan menggunakan diksi yang secara leksikal bermakna positif (sarkasme atau keluhan halus), yang memicu terjadinya misklasifikasi.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mencapai tujuan utamanya, yaitu mengimplementasikan pendekatan *Deep Learning* untuk analisis sentimen pada ulasan aplikasi *e-commerce*. Model yang dikembangkan menggunakan arsitektur *Bidirectional Long Short-Term Memory* (Bi-LSTM) terbukti efektif dalam memetakan opini pengguna ke dalam kategori positif dan negatif. Keberhasilan ini tervalidasi melalui metrik evaluasi yang menunjukkan keseimbangan nilai akurasi dan *F1-score*, menandakan performa klasifikasi yang stabil.

Dua faktor krusial yang mendukung kinerja model adalah efektivitas tahapan pra-pemrosesan teks dan keunggulan arsitektur Bi-LSTM itu sendiri. Pra-pemrosesan yang optimal berperan vital dalam memperbaiki kualitas data input, terutama untuk menangani ragam bahasa informal. Sementara itu, kemampuan Bi-LSTM dalam memodelkan konteks kalimat dari dua arah (maju-mundur) memungkinkan pemahaman makna yang lebih komprehensif dibandingkan metode satu arah.

Meskipun demikian, penelitian ini mengidentifikasi adanya keterbatasan dalam menangani ulasan yang memiliki ambiguitas semantik, yang memicu terjadinya bias klasifikasi. Guna mengatasi hal ini, penelitian lanjutan disarankan untuk mengintegrasikan mekanisme *attention*, mengadopsi model bahasa pra-latih (*pre-trained models*), serta memperkaya variasi dataset latih. Pengembangan ini diproyeksikan dapat meningkatkan resistensi model terhadap kompleksitas bahasa pengguna. Secara praktis, kerangka kerja ini memiliki potensi besar untuk diimplementasikan sebagai instrumen pendukung keputusan strategis bagi perusahaan dalam memonitor kepuasan pelanggan dan akselerasi peningkatan kualitas layanan.

REFERENSI

- [1] M. Harsanto and E. Sudarmilah, "Tinjauan Literatur Analisis Sentimen Produk E-Commerce: Dataset, Pendekatan, Metode, Dan Performa," *JIPi (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.*, vol. 10, no. 3, pp. 2290–2303, 2025, doi: 10.29100/jipi.v10i3.8217.
- [2] A. R. Gunawan and R. F. Alfa Aziza, "Sentiment Analysis Using LSTM Algorithm Regarding Grab Application Services in Indonesia," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 9, no. 2, pp. 322–332, 2025, doi: 10.30871/jaic.v9i2.8696.
- [3] Siti Mutmainah, Khairunnas, and Khairunnisa, "Metode Deep Learning LSTM dalam Analisis Sentimen Aplikasi PeduliLindungi," *Sci. J. Comput. Sci. Informatics*, vol. 1, no. 1, pp. 9–19, 2024, doi: 10.34304/scientific.v1i1.231.
- [4] Gusnaeni Indah Pratiwi, Augst Nurandini, Dyessica Meizheilla, Eka Nada Rinjani, Zahra Revadinika Apriliani, and Rizki Widodo, "Analisis Sentimen Pengguna Shopee Menggunakan Lstm," *J. Informatics Interact. Technol.*, vol. 2, no. 2, pp. 384–391, 2025, doi: 10.63547/jiite.v2i2.91.
- [5] R. Noveandini, M. S. Wulandari, and F. Rasyad, "Penerapan Model LSTM pada Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Shopee Google Play Store," *Fasilkom*, vol. 15, no. 2, pp. 290–296, 2025, [Online]. Available: <https://ejurnal.umri.ac.id/index.php/JIK/article/view/9150>.

- [6] J. Sistem and I. Tgd, “Pengembangan Model Long Short-Term Memory Pada Analisis Sentimen Ulasan Hotel,” vol. 4, no. September, pp. 1113–1119, 2025.
- [7] J. M. Ayomi, A. V. Vitianingsih, Y. Kristyawan, A. Lidya, and T. Widiartin, “Sentiment Analysis of User Reviews for the PLN Mobile Application Using Naïve Bayes and Long Short-Term Memory,” vol. 7, no. 4, pp. 3849–3873, 2025, doi: 10.63158/journalisi.v7i4.1342.
- [8] F. Bouchra, I. M. A. D. Suarjaya, and N. K. D. Rusjayanthi, “Analisis Sentimen Masyarakat terhadap Tayangan Televisi Nasional menggunakan Metode Deep Learning,” *J. Buana Inform.*, vol. 15, pp. 89–99, 2024.
- [9] A. Z. Rizquina and C. I. Ratnasari, “Implementasi Web Scraping untuk Pengambilan Data Pada Website E-Commerce,” *J. Teknol. Dan Sist. Inf. Bisnis*, vol. 5, no. 4, pp. 377–383, 2023, doi: 10.47233/jteksis.v5i4.913.
- [10] H. S. Mulyono and U. Saprudin, “Efektivitas Logistic Regression dalam Analisis Sentimen Berbahasa Indonesia pada Komentar YouTube tentang Isu Ketenagakerjaan,” *J. Indones. Manaj. Inform. dan Komun.*, vol. 6, no. 3, pp. 1547–1555, 2025, doi: 10.63447/jimik.v6i3.1481.
- [11] Vidya Chandradev, I Made Agus Dwi Suarjaya, and I Putu Agung Bayupati, “Analisis Sentimen Review Hotel Menggunakan Metode Deep Learning BERT,” *J. Buana Inform.*, vol. 14, no. 02, pp. 107–116, 2023, doi: 10.24002/jbi.v14i02.7244.
- [12] U. Pengembangan *et al.*, “Jurnal Dengan Word2Vec,” vol. 10, no. 1, pp. 46–55, 2024.
- [13] T. Risnanto, E. Poerwandono, D. Sawit, K. J. Timur, and L. Regression, “Optimasi Proses Klasifikasi Topik Berita Berbahasa Indonesia,” vol. 9, no. 6, pp. 9644–9649, 2025.
- [14] Dianda Rifaldi *et al.*, “Evaluasi Sentimen Pengguna ChatGPT Menggunakan Naive Bayes: Tinjauan dari Confusion Matrix dan Classification Report,” *J. Ris. Sist. dan Teknol. Inf.*, vol. 3, no. 2, pp. 81–89, 2025, doi: 10.30787/restia.v3i2.1990.