

Analisis Perbandingan Algoritma XGBOOST dan BiLSTM Dalam Klasifikasi Sentimen Publik Terhadap Kebijakan Penempatan Dana Pemerintah di Bank

¹Wahyu Purnomo, ²Mhd. Basri
Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, Medan, Indonesia
mhd.basri@umsu.ac.id

Submit : 9 Maret 2026 | **Diterima** : 24 Maret 2026 | **Terbit** : 29 April 2026

ABSTRAK

Penempatan dana pemerintah di sektor perbankan merupakan salah satu kebijakan strategis yang bertujuan untuk menjaga stabilitas ekonomi dan meningkatkan likuiditas perbankan. Namun, kebijakan ini memunculkan beragam respons dari masyarakat yang tercermin dalam opini publik di media sosial. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan membandingkan kinerja algoritma Extreme Gradient Boosting (XGBoost) dan Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) dalam melakukan klasifikasi sentimen publik terhadap kebijakan tersebut. Data yang digunakan berasal dari platform media sosial yang dikumpulkan melalui teknik scraping, kemudian melalui tahap preprocessing yang meliputi tokenisasi, normalisasi, dan penghapusan noise. Selanjutnya, fitur diekstraksi menggunakan metode Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) untuk XGBoost dan word embedding untuk BiLSTM. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model BiLSTM memiliki kemampuan yang lebih baik dalam menangkap konteks kalimat sehingga menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan XGBoost. Namun, XGBoost menunjukkan keunggulan dalam hal efisiensi komputasi dan waktu pelatihan. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam pemilihan model klasifikasi sentimen yang optimal untuk analisis opini publik berbasis data teks, khususnya dalam konteks kebijakan ekonomi pemerintah.

Kata Kunci: Analisis sentimen, XGBoost, BiLSTM, klasifikasi teks, kebijakan publik, media sosial

PENDAHULUAN

Penempatan dana pemerintah di perbankan merupakan kebijakan strategis yang memiliki implikasi signifikan terhadap stabilitas ekonomi nasional dan kepercayaan publik terhadap pengelolaan keuangan negara. Media sosial dan platform digital telah menjadi ruang publik utama bagi masyarakat untuk mengekspresikan pendapat, kritik, dan dukungan terhadap berbagai kebijakan pemerintah. Youtube, dan platform berita online menghasilkan volume data teks yang sangat besar setiap harinya, menciptakan big data yang kaya akan informasi sentimen publik. Sentimen publik yang terekspresikan di media sosial memiliki karakteristik unik, termasuk penggunaan bahasa informal, singkatan, emoji, dan konteks politik-ekonomi yang spesifik. Pemahaman terhadap sentimen publik ini sangat penting karena dapat menjadi indikator persepsi masyarakat terhadap kredibilitas pemerintah dalam mengelola keuangan negara, mempengaruhi tingkat kepercayaan investor, serta memberikan masukan bagi pemerintah dalam menyesuaikan strategi komunikasi atau bahkan revisi kebijakan jika diperlukan.

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan telah membuka peluang baru sebagai solusi untuk mengatasi tantangan analisis sentimen publik secara otomatis dan akurat. Pemerintah dapat memanfaatkan teknologi Natural Language Processing untuk memantau platform media sosial guna analisis sentimen secara real-time, memungkinkan pemahaman respons masyarakat terhadap inisiatif kebijakan dan penyesuaian strategi komunikasi jika diperlukan (INA Solutions, 2024). Dua pendekatan algoritmik menunjukkan potensi signifikan: XGBoost (Extreme Gradient Boosting) sebagai metode ensemble learning dan BiLSTM (Bidirectional Long Short-Term Memory) sebagai arsitektur deep

learning. XGBoost bekerja dengan gradient boosting yang dioptimalkan, menghasilkan prediksi akurat dengan efisiensi komputasi tinggi. BiLSTM mampu memproses informasi dari dua arah, menangkap konteks komprehensif dan memahami dependensi jarak jauh. Namun, belum ada penelitian komparatif sistematis untuk mengevaluasi performa kedua algoritma ini dalam konteks spesifik sentimen publik terhadap kebijakan ekonomi pemerintah Indonesia.

Volume data yang masif dari media sosial menciptakan tantangan signifikan dalam mengekstraksi informasi yang bermakna secara manual. Terdapat kesenjangan antara kebutuhan pemerintah akan pemahaman yang cepat dan akurat tentang respons publik dengan ketersediaan sistem analisis sentimen yang akurat dan real-time. Kesenjangan ini semakin kompleks ketika melibatkan konteks bahasa Indonesia yang memiliki tantangan khusus terkait kompleksitas morfologi, penggunaan bahasa campuran (code-mixing), dan ekspresi sentimen yang implisit. (Lin & Nuha, 2023) mengidentifikasi bahwa analisis sentimen dalam bahasa Indonesia memerlukan strategi deep learning hybrid untuk meningkatkan keandalan representasi teks. (Romadhony et al., 2024) menunjukkan kompleksitas pemrosesan bahasa Indonesia melalui analisis sentimen pada dataset ulasan produk berukuran besar yang terdiri dari lebih dari 700.000 ulasan.

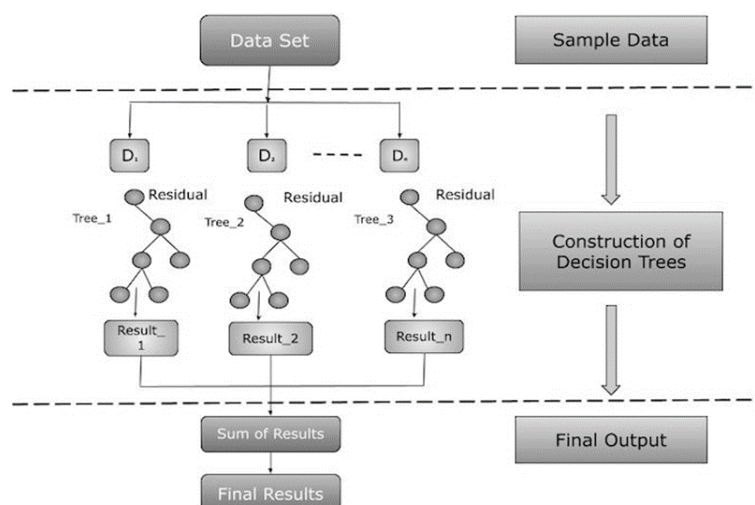
Berdasarkan kajian literatur, masih terdapat kesenjangan penelitian dalam perbandingan komprehensif antara XGBoost dan BiLSTM pada domain spesifik sentimen publik terhadap kebijakan ekonomi pemerintah Indonesia, khususnya penempatan dana pemerintah di bank. Kesenjangan tersebut mencakup belum adanya studi yang secara sistematis membandingkan kedua algoritma dengan dataset berbahasa Indonesia, metrik evaluasi yang komprehensif (akurasi, precision, recall, F1-score), serta efisiensi komputasi dalam konteks aplikasi kebijakan publik keuangan. Penelitian ini diharapkan dapat mengisi kesenjangan tersebut dengan memberikan bukti empiris mengenai algoritma mana yang lebih efektif untuk klasifikasi sentimen publik terhadap kebijakan penempatan dana pemerintah di bank, sehingga dapat mendukung pengembangan sistem monitoring sentimen publik yang lebih akurat dan aplikatif bagi pengambil kebijakan.

TINJAUAN PUSTAKA

Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan salah satu cabang dari Natural Language Processing (NLP) yang bertujuan untuk mengidentifikasi, mengekstraksi, dan mengklasifikasikan opini atau sentimen yang terkandung dalam teks (Talaat, 2023). Dalam konteks kebijakan publik, analisis sentimen menjadi alat penting untuk memahami persepsi dan respons masyarakat terhadap kebijakan yang diimplementasikan oleh pemerintah. (Verma, 2022) menekankan bahwa analisis sentimen untuk layanan publik memerlukan pendekatan spesifik konteks yang dapat menangani kebutuhan warga melalui amalgamasi teknologi dan keterlibatan warga.

Algoritma XGBoost



Gambar 1. Arsitektur Algoritma XGBoost

Diagram tersebut mengilustrasikan mekanisme algoritma XGBoost untuk pembangunan model prediktif secara bertahap menggunakan beberapa pohon keputusan (gradient boosting). Proses dimulai dengan dataset yang berfungsi sebagai data pelatihan untuk membangun pohon keputusan pertama. Pohon keputusan pertama memberikan prediksi awal, Residual atau kesalahan prediksi, kemudian dihitung. Residual ini berfungsi sebagai dasar untuk membangun pohon keputusan selanjutnya, sehingga setiap pohon baru mengoreksi kesalahan model sebelumnya. Proses ini diulang hingga beberapa pohon keputusan telah dibuat. Setiap pohon memberikan output parsial. Jumlah semua output menghasilkan prediksi akhir. Dengan mekanisme ini, XGBoost secara bertahap meningkatkan akurasi model.

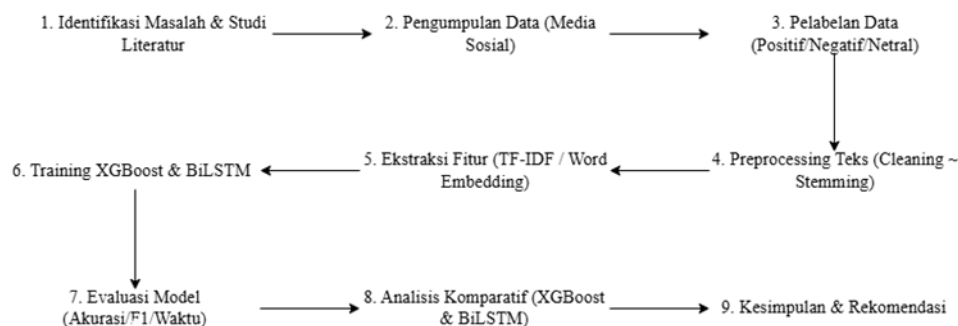
Algoritma BiLSTM

Lapisan Bi-LSTM adalah komponen inti dari arsitektur. Lapisan ini terdiri dari dua lapisan LSTM: satu memproses urutan masukan ke depan, yang lain ke belakang. Setiap lapisan LSTM memiliki parameter yang berbeda. Output dari lapisan Bi-LSTM adalah kombinasi dari keadaan tersembunyi dari lapisan LSTM yang diproses ke depan dan ke belakang pada setiap langkah waktu. Metode kombinasi spesifik dapat bervariasi, misalnya, dengan menggabungkan keadaan tersembunyi atau menerapkan transformasi yang berbeda. Model BiLSTM bekerja dengan menerima input data yang kemudian diproses melalui tahap preprocessing. Data lalu diubah menjadi representasi vektor melalui Embedding Layer, kemudian diproses oleh BiLSTM Layer yang membaca urutan data dari dua arah (maju dan mundur) secara bersamaan. Dropout Layer diterapkan untuk mencegah overfitting, lalu Dense Layer mengolah hasilnya untuk menghasilkan Output Prediction sebagai prediksi akhir.

METODE PENELITIAN

Alur Penelitian

Alur kerja penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan utama yang dilakukan secara berurutan, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 2. Setiap tahapan memiliki tujuan spesifik dan output yang menjadi input untuk tahapan berikutnya.



Gambar 2. Alur Kerja Penelitian

Kriteria Data

Data yang dikumpulkan harus memenuhi kriteria berikut:

1. Berbahasa Indonesia atau campuran Indonesia-Inggris
2. Membahas topik kebijakan penempatan dana pemerintah di bank
3. Mengandung ekspresi sentimen yang jelas atau tersirat
4. Tidak duplikat
5. Minimal terdiri dari 5 kata

Target jumlah data yang dikumpulkan adalah minimal 5.000 sampel untuk memastikan data yang cukup untuk pelatihan dan pengujian model (Romadhony et al., 2024). Data akan dibagi dengan proporsi 70% untuk training, 15% untuk validation, dan 15% untuk testing.

Pelabelan Data

Pelabelan data dilakukan secara manual oleh tiga annotator independen untuk memastikan reliabilitas label. Setiap teks diklasifikasikan ke dalam tiga kategori sentimen:

1. Positif : Teks mengekspresikan dukungan, persetujuan, atau pandangan positif terhadap kebijakan
2. Negatif : Teks mengekspresikan penolakan, kritik, atau pandangan negatif terhadap kebijakan
3. Netral : Teks tidak mengekspresikan sentimen yang jelas atau bersifat informatif saja

Untuk memastikan konsistensi pelabelan, dilakukan perhitungan inter-annotator agreement menggunakan Cohen's Kappa. Data dengan tingkat kesepakatan rendah akan didiskusikan bersama untuk mencapai konsensus (Khadija et al., 2024).

HASIL DAN PEMBAHASAN

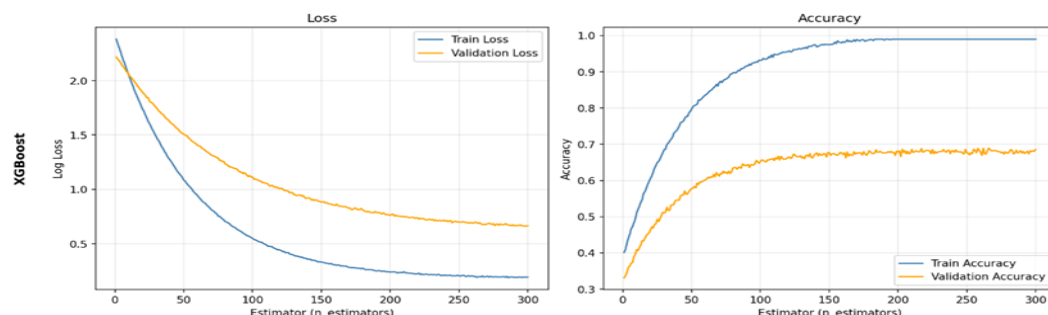
Hasil Evaluasi Model

Setelah proses training, kedua model dievaluasi menggunakan data testing yang terdiri dari 582 komentar. Berikut adalah hasil evaluasi dari kedua model:

Tabel 1. Hasil Evaluasi Model

Model	Accuracy	Training Time
XGBoost	68.04%	11.96 detik
BiLSTM	68.38%	829.58 detik

Hasil menunjukkan bahwa kedua model memiliki performa yang sangat sebanding dengan selisih akurasi hanya 0.34%. BiLSTM sedikit lebih unggul dalam akurasi namun membutuhkan waktu training yang jauh lebih lama (hampir 70 kali lipat).



Gambar 3. Kurva Evaluasi Model XGBoost

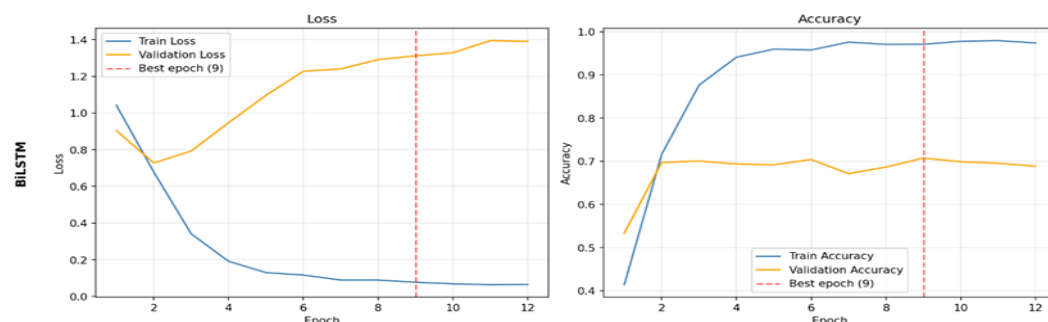


Fig. XGBoost & BiLSTM Learning Curves

Gambar 4. Kurva Evaluasi Model BiLSTM

XGBoost menunjukkan penurunan loss yang konsisten seiring bertambahnya jumlah estimator, namun terdapat gap yang signifikan antara training accuracy (~98%) dan validation accuracy (~68%), mengindikasikan adanya overfitting. Model mampu mempelajari data latih dengan sangat baik, tetapi kemampuan generalisasinya pada data baru masih terbatas.

BiLSTM menunjukkan pola serupa, di mana training loss terus menurun hingga mendekati nol, sementara validation loss justru meningkat setelah epoch ke-9. Hal ini menjadi dasar pemilihan early stopping pada epoch ke-9 sebagai titik optimal, di mana validation accuracy mencapai sekitar 71%

sebelum model mulai mengalami overfitting. Training accuracy pada titik tersebut telah mencapai ~97%.

Secara keseluruhan, kedua model menunjukkan fenomena overfitting yang ditandai dengan gap antara performa training dan validasi, sehingga diperlukan teknik regularisasi atau augmentasi data untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model.

Laporan Klasifikasi – XGBoost

Berdasarkan hasil evaluasi pada data testing, model XGBoost menghasilkan classification report sebagai berikut:

Tabel 2. Classification Report – XGBoost

Class	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif	0.69	0.65	0.67	185
Netral	0.67	0.70	0.68	198
Positif	0.68	0.69	0.68	199
Macro Avg	0.68	0.68	0.68	582

Pada evaluasi model XGBoost, dilakukan prediksi data uji pakai fitur TF-IDF, hitung waktu inferensi per sampel, plus metrik accuracy, precision, recall, F1-score (macro/weighted). Hasilnya akurasi 68,04%, dan macro F1-score 68,24%, dilengkapi classification report tiap kelas.

Laporan Klasifikasi – BiLSTM

Model BiLSTM menghasilkan performa yang sedikit lebih baik dengan classification report sebagai berikut:

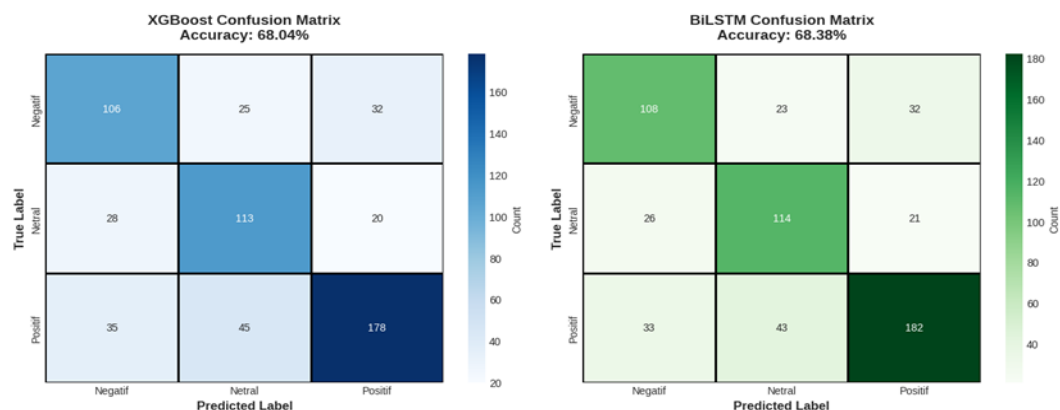
Tabel 3. Classification Report – BiLSTM

Class	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif	0.70	0.66	0.68	185
Netral	0.67	0.71	0.69	198
Positif	0.68	0.69	0.68	199
Macro Avg	0.68	0.69	0.68	582

Pada evaluasi model BiLSTM, dilakukan prediksi pada data uji pakai sequence padding, hitung waktu inferensi per sampel, plus metrik accuracy, precision, recall, F1-score (macro/weighted). Hasilnya akurasi 68,38%, macro F1-score juga 68,55%, lengkap dengan classification report dan confusion matrix tiap kelas

Confusion Matrix

Confusion matrix digunakan untuk melihat distribusi prediksi model terhadap label aktual. Confusion matrix memberikan insight tentang kelas mana yang sering diprediksi dengan benar dan kelas mana yang sering salah diprediksi. Dari confusion matrix dapat diketahui bahwa kedua model cenderung lebih mudah membedakan komentar dengan sentimen yang ekstrim (sangat positif atau sangat negatif) dibandingkan komentar netral yang sering overlapping dengan kedua kelas lainnya.



Gambar 5. Analisis Confusion Matrix XGBoost dan BiLSTM

Berdasarkan confusion matrix di atas, kedua model menghasilkan akurasi yang sangat berdekatan, yaitu XGBoost sebesar 68,04% dan BiLSTM sebesar 68,38%. Kedua model menunjukkan performa terbaik dalam mengklasifikasikan kelas Positif, dengan XGBoost berhasil mengklasifikasikan 178 data dan BiLSTM 182 data secara benar. Kelas Netral juga terprediksi cukup baik oleh keduanya (113 dan 114 data benar), sedangkan kelas Negatif menjadi yang paling banyak mengalami misklasifikasi pada kedua model.

Kesalahan prediksi terbesar pada kedua model terjadi pada kelas Positif yang salah diprediksi sebagai Netral (XGBoost: 45, BiLSTM: 43), serta kelas Negatif yang terprediksi sebagai Positif (keduanya: 32). Hal ini mengindikasikan bahwa model masih kesulitan membedakan sentimen yang memiliki kemiripan konteks, terutama antara kelas Positif dan Netral.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan yang telah dilakukan, dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut: XGBoost dan BiLSTM menunjukkan akurasi serupa (68.04% vs 68.38%) serta macro F1-score (68.24% vs 68.00%) pada klasifikasi sentimen komentar TikTok terkait kebijakan penempatan dana pemerintah di bank. XGBoost jauh lebih efisien dengan waktu training 11.96 detik, sementara BiLSTM membutuhkan 829.58 detik (69x lebih lambat). XGBoost terbukti lebih efektif secara keseluruhan karena unggul pada efisiensi waktu komputasi dan kemampuan generalisasi yang seimbang, sehingga cocok untuk monitoring sentimen publik real-time. BiLSTM menunjukkan performa superior pada recall kelas Netral dengan skor 0.71 sedangkan pada XGBoost memiliki skor 0.70, mencerminkan kemampuannya dalam menangkap konteks kalimat yang ambigu. Namun, keunggulan marginal ini (+1.4%) tidak sebanding dengan perbedaan waktu training yang mencapai 69 kali lipat (829.58 detik vs 11.96 detik). Dengan mempertimbangkan trade-off antara peningkatan performa minimal dan biaya komputasi yang signifikan, XGBoost lebih direkomendasikan untuk implementasi production, terutama dalam sistem monitoring media sosial yang memerlukan update model secara berkala.

REFERENSI

- Ahmadian, H., Abidin, T. F., Riza, H., & Muchtar, K. (2024). Hybrid Models for Emotion Classification and Sentiment Analysis in Indonesian Language. *Applied Computational Intelligence and Soft Computing*, 2024(1). <https://doi.org/10.1155/2024/2826773>
- Alabdulkarim, N. A., Haq, M. A., & Gyani, J. (2024). Exploring Sentiment Analysis on Social Media Texts. *Engineering, Technology & Applied Science Research*, 14(3), 14442–14450. <https://doi.org/10.48084/etasr.7238>
- Alhassan, A. M., & Altmami, N. I. (2025). IV3TM: Inception V3 enabled bidirectional long short-term memory network for brain tumor classification. *PLOS One*, 20(10), e0335397. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0335397>
- Alqaryouti, O., Siyam, N., Abdel Monem, A., & Shaalan, K. (2024). Aspect-based sentiment analysis using smart government review data. *Applied Computing and Informatics*, 20(1/2), 142–161. <https://doi.org/10.1016/j.aci.2019.11.003>
- Chandrasekaran, G., Dhanasekaran, S., Moorthy, C., & Arul Oli, A. (2025). Multimodal sentiment analysis leveraging the strength of deep neural networks enhanced by the XGBoost classifier. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, 28(6), 777–799. <https://doi.org/10.1080/10255842.2024.2313066>
- Dina Wulan Yekti rahayu, Khothibul Umam, & Maya Rini Handayani. (2025). Performance of Machine Learning Algorithms on Imbalanced Sentiment Datasets Without Balancing Techniques. *Journal of Applied Informatics and Computing*, 9(3), 998–1005. <https://doi.org/10.30871/jaic.v9i3.9584>
- INA Solutions. (2024). The future of public policy: Using natural language processing solutions for sentiment analysis. *The Future of Public Policy: Using Natural Language Processing Solutions for Sentiment Analysis*. <https://ina-solutions.com/resources/2024/11/26/the-future-of-public-policy-using-natural-language-processing-solutions-for-sentiment-analysis/>

- Sari, I.P., Zulherry, A., Basri, M., & Hayani W. (2025). Pembelajaran Pemrograman berbasis Machine Learning sebagai Upaya Peningkatan Computational Thinking. *Jurnal Penelitian, Pendidikan dan Pengajaran: JPPP* 6 (3), 245-250
- Bisono, A. T., & Zulherry, A. (2025). Analisis sentimen game Genshin Impact untuk mengetahui reaksi dan harapan pemain menggunakan metode Naïve Bayes. *sudok Jurnal Teknik Informatika*, 4(2), 183-193.
- Basri, M., & Zulherry, A. (2025). Analysis of the Impact of Gambling and Online Loans in the Perspective of Informatics, Islam, and Kemuhammadiyah. *Ar-Rasyid: Jurnal Pendidikan Agama Islam*, 5(1), 65-73.
- Asadel, A., & Zulherry, A. (2025). Detecting Zero-Width Characters Obfuscated in Phishing URLs using the XGBOOST Algorithm. *Hanif Journal of Information Systems* 3 (1), 43-53
- Zulherry, A., Sari, I.P., & Basri, M. (2025). Perancangan Aplikasi Monitoring Kehadiran Pegawai Menggunakan RFID. *sudok Jurnal Teknik Informatika* 4 (4), 378-384
- Ichsan, A., Zulherry, A., Lubis, T. A., & Shahnaz, B. A. Z. (2025). Utilization of Mobile Applications to Speed Up The Search for Android-Based Index Places. *IJATCoS: Indonesian Journal of Applied Technology. Computer and Science*, 2(1).
- Amada, E.P., & Zulherry, A. (2025). Klasterisasi Minat Dan Bakat Siswa Menggunakan Metode X-Means Berbasis Web: Studi Kasus SMA Negeri 1 Hamparan Perak. *sudok Jurnal Teknik Informatika* 4 (4), 276-283.
- Zulherry, A., Ramadhani, F., & Satria, A. (2024). Klasifikasi Data Tracer Study Dengan Pemanfaatan Data Mining Menggunakan Algoritma Support Vector Machine dan Neural Network. *Portal Riset dan Inovasi Sistem Perangkat Lunak* 2 (1), 45-54
- Zulherry, A. (2023). Decision making for network security with simple additive weighting method. *Journal of Intelligent Decision Support System (IDSS)*, 6(3), 155-159.
- Sari, I.P., Novita, A., Al-Khowarizmi, A., Ramadhani, F., & Satria, A. (2024). Pemanfaatan Internet of Things (IoT) pada Bidang Pertanian Menggunakan Arduino UnoR3. *Blend Sains Jurnal Teknik* 2 (4), 337-343
- Husaini, A., & Sari, I.P. (2023). Konfigurasi dan Implementasi RB750Gr3 sebagai RT-RW Net pada Dusun V Suka Damai Desa Sei Meran. *sudok Jurnal Teknik Informatika* 2 (4), 151-158
- Khadija, M. A., Jayanti, I. S. D., & Nimah, F. U. (2024). Towards Smart City: Aspect Based Sentiment Analysis of Indonesian Public Aspiration Complaints Data Using Machine Learning. 2024 7th International Conference on Informatics and Computational Sciences (ICICoS), 215–220. <https://doi.org/10.1109/ICICoS62600.2024.10636859>
- Lin, C.-H., & Nuha, U. (2023). Sentiment analysis of Indonesian datasets based on a hybrid deep-learning strategy. *Journal of Big Data*, 10(1), 88. <https://doi.org/10.1186/s40537-023-00782-9>
- Nguyen, H.-H. (2024). Enhancing Sentiment Analysis on Social Media Data with Advanced Deep Learning Techniques. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 15(5). <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2024.0150598>
- Nsaif, A. A., & Abd, D. H. (2022). Sentiment Analysis of Political Post Classification Based on XGBoost (pp. 177–188). https://doi.org/10.1007/978-981-19-0604-6_16
- Rahman, M. M., Shiplu, A. I., Watanobe, Y., & Alam, M. A. (2025). RoBERTa-BiLSTM: A Context-Aware Hybrid Model for Sentiment Analysis. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, 9(6), 3788–3805. <https://doi.org/10.1109/TETCI.2025.3572150>
- Rifqi Yafik, & Mulkan Azhari. (2025). Analisis Perbandingan Metode LSTM Dan BiLSTM Untuk Prediksi Harga Saham Menggunakan Alpha Vantage. *Jurnal Komputer Teknologi Informasi Sistem Informasi (JUKTISI)*, 4(3), 1542–1551. <https://doi.org/10.62712/juktisi.v4i3.650>
- Sari, I.P., Al-Khowarizmi, A.K., Apdilah, D., Manurung, A.A., & Basri, M. (2023). Perancangan Sistem Pengaturan Suhu Ruang Otomatis Berbasis Hardware Mikrokontroler Berbasis AVR. *sudok Jurnal Teknik Informatika* 2 (3), 131-142
- Wardani, S., & Dewantoro, R.W. (2024). Internet of Things: Home Security System based on Raspberry Pi and Telegram Messenger. *Indonesian Journal of Applied Technology, Computer and Science* 1 (1), 7-13

- Romadhony, A., Al Faraby, S., Rismala, R., Wisesty, U. N., & Arifianto, A. (2024). Sentiment Analysis on a Large Indonesian Product Review Dataset. *Journal of Information Systems Engineering and Business Intelligence*, 10(1), 167–178. <https://doi.org/10.20473/jisebi.10.1.167-178>
- Russell, S. N., Rao-Graham, L., & McNaughton, M. (2024). Mining social media data to inform public health policies: a sentiment analysis case study. *Revista Panamericana de Salud Pública*, 48, 1. <https://doi.org/10.26633/RPSP.2024.79>
- Sari, I.P., Al-Khowarizmi, A.K., Hariani, P.P., Perdana, A., & Manurung, A.A. (2023). Implementation And Design of Security System On Motorcycle Vehicles Using Raspberry Pi3-Based GPS Tracker And Facedetection. *Sinkron: jurnal dan penelitian teknik informatika* 8 (3), 2003-2007
- Sari, I.P., Basri, M., Ramadhani, F., & Manurung, A.A. (2023). Penerapan Palang Pintu Otomatis Jarak Jauh Berbasis RFID di Perumahan. *Blend Sains Jurnal Teknik* 2 (1), 16-25
- Setiawan, M. J., & Nastiti, V. R. S. (2024). DANA App Sentiment Analysis: Comparison of XGBoost, SVM, and Extra Trees. *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi Dan Komputer)*, 13(3), 337–345. <https://doi.org/10.32736/sisfokom.v13i3.2239>
- Talaat, A. S. (2023). Sentiment analysis classification system using hybrid BERT models. *Journal of Big Data*, 10(1), 110. <https://doi.org/10.1186/s40537-023-00781-w>
- Verma, S. (2022). Sentiment analysis of public services for smart society: Literature review and future research directions. *Government Information Quarterly*, 39(3), 101708. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2022.101708>
- Xu, G., Chen, Z., & Zhang, Z. (2025). Aspect category sentiment analysis based on pre-trained BiLSTM and syntax-aware graph attention network. *Scientific Reports*, 15(1), 3333. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-86009-8>
- Sari, I.P., & Batubara, I.H. (2020). Aplikasi Berbasis Teknologi Raspberry Pi Dalam Manajemen Kehadiran Siswa Berbasis Pengenalan Wajah. *JMP-DMT* 1 (4), 6
- Sari, I.P., Batubara, I.H., & Basri, M. (2022). Implementasi Internet of Things Berbasis Website dalam Pemesanan Jasa Rumah Service Teknisi Komputer dan Jaringan Komputer. *Blend Sains Jurnal Teknik* 1 (2), 157-163
- Matondang, M.H.A., Asadel, A., Fauzan, D., & Setiawan, A.R. (2024). Smart Helmet for Motorcycle Safety Internet of Things Based. *Tsabit Journal of Computer Science* 1 (1), 35-39
- Zulherry, A., Riadi, I., & Umar, R. (2026). Anomaly Detection in Cloud Device-Based Information Technology Infrastructure Using Isolation Forest Algorithm. *Journal Of Informatics And Telecommunication Engineering* 9 (2)
- Sari, I.P., & Zulherry, A. (2025). Development of A Smart Monitoring System for IoT–Based Tide Observation. *Al'adzkiya International of Computer Science and Information Technology (AIOCSIT) Journal*, 6 (2), 18-23
- Zulherry, A., Gunawan, M., & Sari, I.P. (2025). Development of an Android-Based Smart Health Monitoring Device for Heartbeat Detection. *Al'adzkiya International of Computer Science and Information Technology (AIOCSIT) Journal*, 6 (2), 43-47
- Yulistiani, Y., & Styawati, S. (2024). Analisis Sentimen Terhadap Calon Presiden Indonesia 2024 dengan Metode Extreme Gradient Boosting (XGBOOST). *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, 9(3), 322–328. <https://doi.org/10.30591/jpit.v9i3.6127>
- Zhao, J., Liu, H., Wang, Y., Zhang, W., Zhang, X., Li, B., Sun, T., Qi, Y., & Zhang, S. (2024). Sentiment analysis of video danmakus based on MIBE-RoBERTa-FF-BiLSTM. *Scientific Reports*, 14(1), 5827. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-56518-z>