

***ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA APLIKASI MYPERTAMINA
MENGUNAKAN METODE LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM)***

***SENTIMENT ANALYSIS OF MYPERTAMINA APPLICATION USER REVIEWS
USING LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM) METHODS***

Ilham Saputra¹, Rahmaddeni², Rahmi³, Riyan Satria⁴, Ranap Anderson⁵

^{1,2,4,5}Universitas Sains dan Teknologi Indonesia, ³Sekolah Tinggi Teknologi
Pekanbaru

rahmaddeni@usti.ac.id

ABSTRACT

The MyPertamina app generates thousands of user reviews on the Google Play Store containing opinions, complaints, and suggestions regarding the service. This study aims to develop an automated sentiment analysis model to classify user perceptions of the app. The dataset used consists of 5,000 Indonesian-language reviews collected through web scraping techniques in 2024, with sentiment distribution covering positive, negative, and neutral categories. This study built an automated sentiment analysis model using deep learning methods with a Long Short-Term Memory (LSTM) architecture. The results showed good performance with an accuracy of up to 80%. The analysis identified negative sentiment as dominated by technical complaints such as 'errors' and 'difficulty logging in,' while positive sentiment highlighted the application's 'helpful' and 'practical' benefits. This study proves that the developed model is effective in providing strategic input that can be acted upon by PT Pertamina to improve service quality and user satisfaction.

Keyword: Sentiment Analysis, MyPertamina, Word Embedding, Long Short-Term Memory (LSTM)

ABSTRAK

Aplikasi MyPertamina menghasilkan ribuan ulasan pengguna di Google Play Store yang berisi opini, keluhan, dan saran terkait layanan. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model analisis sentimen otomatis guna mengklasifikasikan persepsi pengguna terhadap aplikasi tersebut. Dataset yang digunakan terdiri atas 5.000 ulasan berbahasa Indonesia yang dikumpulkan melalui teknik web scraping pada tahun 2024, dengan distribusi sentimen mencakup kategori positif, negatif, dan netral. Penelitian ini membangun sebuah model analisis sentimen otomatis menggunakan metode *deep learning* dengan arsitektur *Long Short-Term Memory* (LSTM). Hasil penelitian menunjukkan performa yang baik dengan akurasi mencapai 80%. Hasil analisis mengidentifikasi sentimen negatif didominasi oleh keluhan teknis seperti 'error' dan 'susah login', sedangkan sentimen positif menyoroti manfaat aplikasi yang 'membantu' dan 'praktis'. Penelitian ini membuktikan bahwa model yang dibangun efektif dalam menyediakan masukan strategis yang dapat ditindaklanjuti oleh PT Pertamina untuk meningkatkan kualitas layanan dan kepuasan pengguna.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, MyPertamina, Word Embedding, Long Short-Term Memory (LSTM)

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital di Indonesia telah mengubah berbagai aspek kehidupan masyarakat, termasuk dalam hal pelayanan publik dan transaksi sehari-hari. Salah satu inovasi signifikan adalah pemanfaatan aplikasi *mobile* untuk memudahkan akses terhadap layanan.

Aplikasi MyPertamina, yang diluncurkan oleh PT Pertamina (Persero), menjadi instrumen penting dalam program pemerintah untuk mendistribusikan Bahan Bakar Minyak (BBM) bersubsidi secara lebih tepat sasaran. Aplikasi ini

tidak hanya berfungsi sebagai *platform* pembayaran digital, tetapi juga sebagai alat monitoring dan kontrol bagi pemerintah dan Pertamina (Maulana et al., 2023).

Seiring dengan meningkatnya jumlah pengguna aplikasi MyPertamina, umpan balik dari masyarakat dalam bentuk ulasan (*reviews*) di *platform* seperti Google Play Store menjadi sangat melimpah. Ulasan-ulasan ini merupakan sumber data yang sangat berharga karena berisi opini, keluhan, dan saran langsung dari pengguna. Bagi PT Pertamina, analisis terhadap ulasan ini dapat menjadi dasar untuk evaluasi dan peningkatan kualitas layanan aplikasi. Namun, jumlah ulasan yang mencapai ribuan hingga jutaan membuatnya tidak praktis untuk dianalisis secara manual.

Untuk mengatasi tantangan tersebut, diperlukan sebuah metode komputasi yang mampu mengolah dan menganalisis data teks dalam jumlah besar secara otomatis. Oleh karena itu, diperlukan pemecahan masalah dalam menganalisis opini publik dengan cara memanfaatkan *text mining*. *Text mining* adalah proses mengekstraksi informasi berharga dari data teks yang tidak terstruktur menjadi format yang lebih terstruktur untuk memudahkan analisis dengan melibatkan teknik komputasi dan algoritma (G. Darmawan et al., 2023). Analisis sentimen adalah salah satu cabang dari *Natural Language Processing* (NLP) yang bertujuan untuk mengidentifikasi dan mengekstrak opini dari sebuah teks, kemudian mengklasifikasikannya ke dalam sentimen positif, negatif, atau netral (Indrayanto et al., 2023). Dengan menerapkan analisis sentimen pada ulasan aplikasi MyPertamina, PT Pertamina dapat memperoleh wawasan mendalam mengenai persepsi publik terhadap layanan mereka secara efisien.

Penelitian ini mengusulkan penggunaan metode *deep learning*, khususnya *Long Short-Term Memory*

(LSTM), untuk melakukan analisis sentimen. LSTM merupakan salah satu arsitektur *Recurrent Neural Network* (RNN) yang sangat andal dalam memproses data sekuensial seperti teks, karena kemampuannya untuk mempelajari dan mengingat pola dalam jangka panjang (Rahman et al., 2021). Kemampuan ini sangat penting untuk memahami konteks kalimat dalam ulasan pengguna yang seringkali kompleks (Nurvania & Muslim Lhaksamana, 2021). Agar model LSTM dapat memahami makna dan hubungan antar kata dalam ulasan, kata-kata tersebut perlu direpresentasikan dalam bentuk vektor numerik. Penelitian ini menggunakan teknik *Word Embedding*, sebuah metode representasi kata yang mampu menangkap hubungan semantik dan kontekstual antar kata dalam sebuah ruang vektor (Rahman et al., 2021).

Word embedding memetakan setiap kata yang terdapat pada dokumen ke dalam *dense vector*, di mana sebuah vector akan mempresentasikan proyeksi kata dalam ruang vektor (Nurdin et al., 2020). Kata-kata dengan makna yang berkaitan akan memiliki nilai vektor yang berdekatan. Dibandingkan dengan metode tradisional seperti *Bag-of-Words*, *Word Embedding* memberikan representasi yang lebih kaya makna, sehingga diharapkan dapat meningkatkan akurasi model LSTM dalam mengklasifikasikan sentimen (Kurniasari et al., 2023).

Adapun penelitian terdahulu yang membahas terkait analisis sentimen menggunakan algoritma LSTM pernah dilakukan oleh Nurvania pada tahun 2021 melakukan penelitian tentang analisis sentimen pada ulasan aplikasi TripAdvisor menggunakan metode LSTM. Hasil pengujian pada model yang dibangun didapatkan akurasi sebesar 71,67% (Nurvania & Muslim Lhaksamana, 2021).

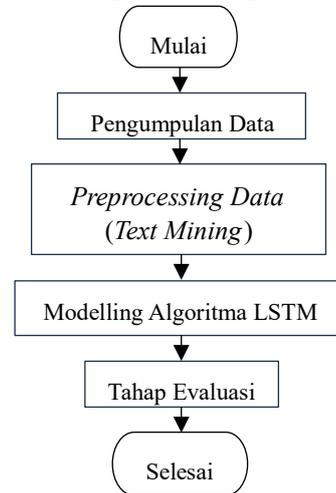
Selanjutnya, terkait topik analisis sentimen ulasan aplikasi MyPertamina Maulana (2023) pernah melakukan penelitian menggunakan algoritma NBC. Dengan mengolah data sebanyak 5722 dataset, hasil penelitian menggunakan algoritma NBC memberikan akurasi sebesar 87% dengan hasil sentimen cenderung bersifat negatif (Maulana et al., 2023).

Lalu pada tahun 2023 Kurniasari pernah melakukan penelitian terkait implementasi *Long Short Term Memory* (LSTM) dan *word embedding* pada analisis sentimen layanan pada aplikasi OVO dan LinkAja. Hasil penelitian menunjukkan performa model LSTM dengan akurasi sebesar 83% dan memperoleh hasil bahwa aplikasi LinkAja memiliki kesan yang negatif menurut para konsumen (Kurniasari et al., 2023).

Berdasarkan uraian di atas, penelitian ini bertujuan untuk membangun sebuah model analisis sentimen pada ulasan aplikasi MyPertamina dari Google Play Store dengan mengimplementasikan metode *Word Embedding* dan *Long Short-Term Memory* (LSTM). Diharapkan hasil dari penelitian ini dapat memberikan gambaran yang akurat mengenai sentimen masyarakat dan menjadi masukan yang konstruktif bagi PT Pertamina dalam upaya meningkatkan kepuasan pelanggan dan kualitas aplikasi MyPertamina. Kontribusi ilmiah penelitian ini adalah memberikan bukti empiris bahwa penerapan LSTM mampu meningkatkan performa analisis sentimen teks berbahasa Indonesia pada konteks aplikasi publik nasional, sekaligus memperkaya literatur akademik mengenai penerapan deep learning untuk sentiment analysis. Secara praktis, hasil penelitian ini menyediakan masukan strategis yang dapat dimanfaatkan oleh PT Pertamina untuk memperbaiki kualitas layanan, serta menjadi acuan bagi pengembangan aplikasi publik serupa di masa depan.

METODE

Pada bagian ini akan dilakukan tahapantahapan penelitian seperti pengumpulan *dataset*, *preprocessing data*, hingga tahap evaluasi algoritma LSTM. Tahapan yang akan dilakukan pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Berdasarkan Gambar 1, setelah *dataset* berhasil dikumpulkan menggunakan teknik *scrapping*, selanjutnya dilakukan proses *preprocessing* yang akan meliputi *case folding*, *cleaning*, *stopword*, *tokenizing*, dan *stemming*. Setelah itu dilakukan pemodelan hingga membangun arsitektur model *deep learning* menggunakan algoritma LSTM dan *word embedding*.

2.1 Dataset

Adapun data yang digunakan dalam penelitian ini adalah ulasan (*review*) pengguna aplikasi MyPertamina. Dilakukan pengumpulan data ulasan yang akan digunakan sebagai dataset menggunakan teknik *scrapping* dengan *library google-playscraper* pada python. Jumlah data yang berhasil dikumpulkan adalah sebanyak 5000 ulasan pengguna dalam bahasa indonesia. Adapun tabel 1 berikut merupakan dataset yang telah dikumpulkan menggunakan teknik *scrapping* google play.

Tabel 1. Dataset Ulasan Aplikasi My Pertamina

No	Ulasan
1	Terima kasih My Pertamina
2	Nyusahin aja, hajat hidup orang banyak itu har...
3	QR diblokir, alasan karna pelangsir, trus gaad...
4	Sudah sesuai alur, tinggal konfirmasi data kel...
...	...
5000	Aplikasi taiik login gagal terus.

2.2 Preprocessing Data

Preprocessing adalah proses pembersihan dataset yang bertujuan untuk menghilangkan noise (Cahyadi et al., 2020). Pada tahap ini dilakukan *feature scaling* dan *split data* dengan menggunakan bahasa python. *Feature scaling* adalah sebuah proses dimana data dinormalisasi sehingga memiliki rentang nilai yang sama. Pada proses ini juga dilakukan pemisahan data atau *split data* latih dan data uji dengan rasio 80% untuk data training dan 20% untuk data testing. Selanjutnya, pada tahap ini dilakukan proses pembersihan data yang dilakukan pada penelitian ini yaitu :

2.2.1 Case folding

Pada tahap *case folding* seluruh karakter dalam teks ulasan diubah menjadi format huruf kecil (*lowercase*) untuk menyeragamkan data. (Alghifari et al., 2022).

2.2.2 Cleaning

Pada proses *cleaning* akan dilakukan pembersihan teks dari elemen-elemen yang tidak relevan, seperti angka, tanda baca, karakter spesial, dan tautan URL (Soraya, 2025).

2.2.3 Stopword Removal

Tahapan ini yaitu menghapus kata-kata umum dalam bahasa Indonesia yang tidak memiliki makna sentimen. Berikut dapat dilihat pada tabel 2 terkait beberapa *stopword* yang dilakukan .

Tabel 2. Stopword

Yg	Utk	Dpt
Duh	Wong	ujarnya
Ternyata	Tiap	Tersebutlah

2.2.4 Stemming

Tahapan ini mengubah setiap kata ke bentuk dasarnya untuk mengurangi variasi kata dan menyederhanakan kosakata. Proses ini dilakukan dengan menggunakan *library Sastrawi* untuk bahasa indonesia.

2.3 Pelabelan Data

Pelabelan sentimen pada setiap ulasan dilakukan secara otomatis menggunakan pendekatan berbasis leksikon (*lexicon-based*). Sebuah kamus kata positif dan negatif digunakan sebagai acuan. Setiap ulasan dihitung skor sentimennya dengan aturan sebagai berikut: sebuah kata diberi skor +1 jika terdapat dalam kamus positif dan -1 jika terdapat dalam kamus negatif. Akumulasi skor dari seluruh kata dalam ulasan menentukan label akhirnya: positif (total skor > 0), negatif (total skor < 0), atau netral (total skor = 0). Adapun data yang telah diberi label dapat dilihat pada tabel 3 berikut.

Tabel 3. Pelabelan Data

No	Ulasan	Kelas
1	Terima kasih My Pertamina	Positif
2	Nyusahin aja hajat hidup orang subsidi negara...	Positif
3	qr blokir alasan karna langsir trus gaada bukti	Negatif
4	Semoga tetap di hati rakyat	Netral
...	...	
5000	Aplikasi taiik login gagal terus.	Negatif

2.4 Pemodelan dengan LSTM

Penelitian ini menggunakan pendekatan *deep learning* dengan arsitektur LSTM yang akan digunakan. LSTM merupakan modifikasi dari RNN yang memiliki memori sehingga

membedakannya dengan jaringan saraf tiruan yang biasa (Azizah et al., 2023). LSTM memiliki sel memori yang terdiri dari empat komponen utama : *input gate*, koneksi berulang, *forget gate*, dan *output gate*. *Input gate* memungkinkan sinyal masuk untuk mengubah kondisi sel. *Output gate* memungkinkan keadaan sel dari memiliki efek pada unit lain. *Forget gate* memungkinkan sel untuk mengingat atau melupakan keadaan sebelumnya dengan mengontrol koneksi berulang sel.

2.4.1 Word Embedding

Word embedding adalah sebuah teknik modern untuk merepresentasikan kata (Khatib Sulaiman Dalam No et al., 2024). Teks yang sudah bersih pertama kali diubah menjadi urutan angka (*sekuens integer*) menggunakan lapisan *textvectorization* dari tensorflow. Setiap angka merepresentasikan satu kata unik dalam kosakata.

Selanjutnya, lapisan *embedding* mengubah setiap angka menjadi vektor padat dengan 64 dimensi. Representasi ini mampu menangkap hubungan makna dan konteks antar kata, sehingga lebih cocok untuk model sekuensial seperti LSTM.

2.4.2 Arsitektur Model

Adapun model yang dibangun menggunakan keras sequential serta *tuning hyperparameter* yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 4. Berikut.

Tabel 4. Hyperparameter yang digunakan

No	Hyperparameter	Jumlah
1	Max_token	10000
2	Output_dim	64
3	Dense ReLu Activation	64
4	Dropout	0.5
5	K Fold Cross Validation	K=5
6	Epoch	25

2.5 Metrik Evaluasi

Setelah dilakukan proses preprocessing dan pembangunan model, langkah selanjutnya adalah mengevaluasi kinerja model yang telah dibangun. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan metrik evaluasi yang berasal dari confusion matrix, yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-Score*.

2.5.1 Accuracy

Accuracy merupakan proses mengukur seberapa sering model membuat prediksi yang benar terhadap keseluruhan data (Yahya et al., 2025). Adapun persamaan untuk menentukan nilai akurasi adalah sebagai berikut :

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Dimana TP adalah *True Positive*, TN adalah *True Negative*, FP adalah *False Positive*, dan FN adalah *False Negative*.

2.5.2 Precision

Precision merupakan proses untuk menunjukkan proporsi prediksi positif yang benarbenar positif (Setyaningtyas & Nugroho, 2024).

Adapun berikut merupakan persamaan untuk menentukan *precision*.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

2.5.3 Recall

Recall merupakan proses untuk mengukur seberapa baik model dalam mendeteksi data positif yang sebenarnya (E. Darmawan et al., 2025). Adapun berikut merupakan persamaan untuk menentukan *recall*.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

2.5.4 F1-Score

F1-Score merupakan harmonic mean dari precision dan recall. F1-Score digunakan sebagai metrik keseluruhan untuk menilai keseimbangan antara precision dan recall, terutama ketika distribusi kelas tidak seimbang (E. Darmawan et al., 2025). Adapun berikut merupakan persamaan untuk menentukan F1-Score.

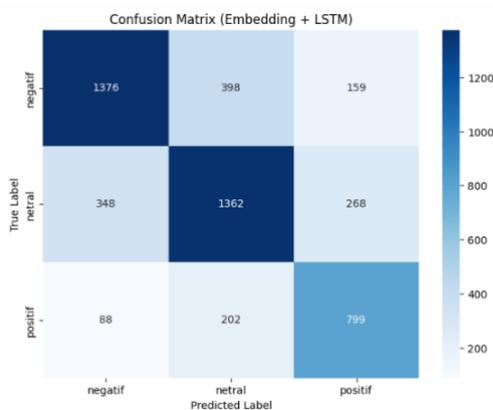
$$F1\ Score = 2x \frac{precision \times recall}{precision + recall}$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini, akan dipaparkan hasil dari eksperimen analisis sentimen menggunakan model Long Short Term Memory (LSTM) yang telah dilatih dan diuji. Pada bagian ini, peneliti akan memaparkan hasil pengujian dan evaluasi algoritma yang telah ditetapkan.

3.1 Pengujian Metode LSTM

Setelah melalui seluruh tahapan preprocessing dan pemodelan dengan 5000 dataset ulasan aplikasi MyPertamina, tahap selanjutnya yaitu pengujian dan evaluasi model. Tahap pengujian dilakukan untuk mengukur tingkat akurasi, precision, recall dan F1Score. Adapun gambar 2. berikut merupakan hasil pengujian dengan skema K Fold cross validation dengan k=5.



Gambar 2. Hasil Pengujian Data

Berdasarkan hasil pengujian tersebut, tingkat keakurasian, precision, recall dan F1-Score akan diketahui untuk mengukur seberapa efektif proses pelatihan. Confusion matrix juga digunakan untuk mengetahui seberapa besar tingkat akurasi model LSTM yang dibuat. Tabel 5 merupakan metrik evaluasi dengan menentukan confusion matrix.

Tabel 5. Confusion Matrix

	Precision	Recall	F1-Score
Negatif	81%	80%	79%
Netral	79%	80%	78%
Positif	80%	81%	80%
Accuracy	80%		

Confusion matrix pada tabel 5 menunjukkan bahwa hasil pengujian menggunakan algoritma LSTM dengan beberapa penetapan hyperparameter yang tepat memberikan hasil akurasi model sebesar 80%. Ini menunjukkan bahwa model dapat memprediksi sentimen ulasan pengguna dengan baik. Nilai precision, recall dan F1-Score juga mengindikasikan bahwa performa model seimbang dan andal dalam mengklasifikasikan setiap kelas sentimen.

3.2 Hasil Pengujian Jumlah Dimensi Word Embedding

Pengujian pertama yang dilakukan adalah dengan mencoba beberapa variasi dari jumlah dimensi word embedding sehingga dihasilkan nilai seperti pada Tabel 6 berikut.

Tabel 6. Pengujian Jumlah Dimensi Word Embedding

Uji ke-i	Dimensi	Epoch	Waktu eksekusi	Loss	Acc
1	10	25	1.505 detik	0.51	0.78
2	20	25	2.065 detik	0.52	0.80
3	50	25	3.615 detik	0.51	0.72

melakukan analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi MyPertamina secara efektif. Dengan akurasi 80% dan performa yang seimbang pada precision, recall, dan F1-Score, model ini menunjukkan keunggulan dalam menangkap konteks linguistik ulasan berbahasa Indonesia dibandingkan baseline tradisional. Temuan penting lainnya adalah dominasi sentimen negatif terkait kendala teknis seperti error dan kesulitan login, sementara sentimen positif menekankan aspek kemudahan dan manfaat aplikasi.

Meskipun demikian, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Dataset yang digunakan hanya berasal dari Google Play Store sehingga belum merepresentasikan ulasan dari platform lain. Selain itu, seluruh data berbahasa Indonesia sehingga model belum diuji pada konteks multibahasa. Model yang digunakan juga terbatas pada arsitektur LSTM, tanpa eksplorasi metode deep learning yang lebih mutakhir.

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan agar dataset diperluas dengan menggabungkan berbagai platform ulasan dan mencakup variasi bahasa, termasuk dialek atau ekspresi sarkastik. Eksperimen dengan arsitektur lain seperti Convolutional Neural Network (CNN), Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT), atau model hybrid juga dapat dilakukan untuk memperoleh performa yang lebih optimal. Dengan pengembangan tersebut, analisis sentimen diharapkan mampu memberikan gambaran persepsi publik yang lebih komprehensif dan mendukung pengambilan keputusan strategis secara lebih akurat.

DAFTAR PUSTAKA

Alghifari, D. R., Edi, M., & Firmansyah, L. (2022). Implementasi Bidirectional Lstm Untuk Analisis Sentimen

Terhadap Layanan Grab Indonesia. *Jurnal Manajemen Informatika (Jamika)*, 12(2), 89–99. <https://doi.org/10.34010/Jamika.V12i2.776>

Azizah, I., Cholissodin, I., & Yudistira, N. (2023). *Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Shopee Di Google Play Menggunakan Metode Word Embedding Dan Long Short Term Memory (Lstm)* (Vol. 7, Issue 5). <http://j-ptiik.ub.ac.id>

Cahyadi, R., Damayanti, A., & Aryadani, D. (2020). Recurrent Neural Network (Rnn) Dengan Long Short Term Memory (Lstm) Untuk Analisis Sentimen Data Instagram. In *Jurnal Informatika Dan Komputer* (Vol. 5, Issue 1).

Darmawan, E., Arief Hasan, M., Rahmawati, N., & Kurniawan, V. (2025). Pemanfaatan Lstm Untuk Menganalisis Sentimen Pengguna Twitter: Studi Kasus Pada Tweet Berita Terkini. In *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* 1.25 Cmvol (Vol. 9, Issue 2). www.twitter.com

Darmawan, G., Alam, S., & Imam Sulisty, M. (2023). *Analisis Sentimen Berdasarkan Ulasan Pengguna Aplikasi Mypertamina Pada Google Playstore Menggunakan Metode Naïve Bayes* Info Artikel Abstrak. 2(3), 100–108. <https://doi.org/10.55123>

Indrayanto, C. G., Ratnawati, D. E., & Rahayudi, B. (2023). *Analisis Sentimen Data Ulasan Pengguna Aplikasi Mypertamina Di Indonesia Pada Google Play Store Menggunakan Metode Random Forest* (Vol.

- 7, Issue 3). [Http://J-Ptiik.Ub.Ac.Id](http://j-ptiik.ub.ac.id)
- Khatib Sulaiman Dalam No, J., Budhi Lestari, V., & Utami, E. (2024). Combining Bi-Lstm And Word2vec Embedding For Sentiment Analysis Models Of Application User Reviews. *Indonesian Journal Of Computer Science*.
- Kurniasari, A. I., Arif Alfin, A., & Widodo, E. (2023). *Implementasi Long Short-Term Memory(Lstm) Dan Word Embedding Modelpada Analisis Sentimen Layanan Uang Elektronik Ovo Dan Link Aja*.
- Maulana, R., Voutama, A., & Ridwan, T. (2023). Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Mypertamina Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Nbc. *Jurnal Teknologi Terpadu*, 9.
- Nurdin, A., Anggo, B., Aji, S., Bustamin, A., & Abidin, Z. (2020). Perbandingan Kinerja Word Embedding Word2vec, Glove, Dan Fasttext Pada Klasifikasi Teks. *Jurnal Teknokompak*, 14(2), 74.
- Nurvania, J., & Muslim Lhaksamana, K. (2021). *Analisis Sentimen Pada Ulasan Di Tripadvisor Menggunakan Metode Long Short-Term Memory (Lstm)*.
- Rahman, M. Z., Sari, Y. A., & Yudistira, N. (2021). *Analisis Sentimen Tweet Covid-19 Menggunakan Word Embedding Dan Metode Long Short-Term Memory (Lstm)* (Vol. 5, Issue 11). [Http://J-Ptiik.Ub.Ac.Id](http://j-ptiik.ub.ac.id)
- Setyaningtyas, E., & Nugroho, K. (2024). Analisis Sentimen Media Sosial Pada Pengguna Twitter Terhadap Pemilu 2024 Menggunakan Metode Lstm. *Jurnal Riset Sistem Informasi Dan Teknik Informatika (Jurasik)*, 9(2), 673– 683.
- [Https://Tunasbangsa.Ac.Id/Ejurnal/Index.Php /Jurasik](https://tunasbangsa.ac.id/ejurnal/index.php/jurasik)
- Soraya, A. (2025). Analisis Komparasi Klasifikasi Sentimen Pada Crime Indicated Opinion Cyberbullying Di Twitter Menggunakan Metode Svm Dan Naïve Bayes. *Journal Of Information Technology And Computer Science (IntecomS)*, 8(2).
- Yahya, Iz, Eka Ratnawati, D., & Rahayudi, B. (2025). *Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Dari Google Maps Menggunakan Metode Long Short-Term Memory (Studi Kasus: Rumah Sakit Gatoel)* (Vol. 9, Issue 4). [Http://J-Ptiik.Ub.Ac.Id](http://j-ptiik.ub.ac.id)