

ANALISIS SENTIMEN ULASAN APLIKASI GROK DI GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN ALGORITMA LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM)

Muhammad Agam Tamlica^{1*}, Bambang Irawan²

^{1,2}Universitas Muhamdi Setiabudi, Jl. Pangeran Diponegoro, No.KM2, Rw.11, Pesantunan, Kec. Wanasari, Kabupaten Brebes, Jawa Tengah, 52212

Keywords:

Analisis Sentimen, Long Short-Term Memory (LSTM), Ulasan Pengguna, Google Play Store, Kecerdasan Buatan.

Corespondent Email:

agamm0515@gmail.com

Abstrak. Kemajuan kecerdasan buatan telah mengkatalisasi proliferasi berbagai aplikasi yang didasarkan pada bahasa alami, dicontohkan oleh Grok, yang mengumpulkan banyak ulasan pengguna di Google Play Store. Evaluasi semacam itu merangkum persepsi dan pengalaman pengguna, yang penting untuk diteliti untuk peningkatan kualitas layanan. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memeriksa sentimen ulasan pengguna yang berkaitan dengan aplikasi Grok menggunakan algoritma Memori Jangka Panjang (LSTM), karena kapasitasnya untuk pemahaman kontekstual yang mendalam dan analisis urutan kata. Data dikumpulkan melalui metodologi pengikisan web yang menggunakan perpustakaan google-play-scraper dan menjalani beberapa tahap pemrosesan, termasuk pembersihan, tokenisasi, penghapusan kata penghentian, stemming, dan klasifikasi sentimen. Model menjadi sasaran pelatihan di lima zaman dengan partisi data 80% untuk pelatihan dan 20% untuk validasi, yang berpuncak pada tingkat akurasi 89,58%. Temuan menunjukkan bahwa model LSTM mahir dalam mengidentifikasi pola linguistik dan sentimen pengguna, terutama dalam klasifikasi positif. Hasil ini menggarisbawahi potensi penggunaan LSTM sebagai kerangka analisis opini otomatis untuk aplikasi berbasis kecerdasan buatan di Indonesia.



Copyright © **JITET** (Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan). This article is an open access article distributed under terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY NC)

Abstract. Advances in artificial intelligence have catalyzed the proliferation of various natural language-based applications, exemplified by Grok, which aggregates numerous user reviews on the Google Play Store. Such evaluations summarize user perceptions and experiences, which are crucial for service quality improvement. The objective of this study is to examine the sentiment of user reviews related to the Grok application using the Long-Term Memory (LSTM) algorithm, due to its capacity for deep contextual understanding and word sequence analysis. Data was collected through a web scraping methodology utilizing the google-play-scraper library and underwent several processing stages, including cleaning, tokenization, terminology removal, stemming, and sentiment classification. The model was trained across five epochs with 80% data partitioning for training and 20% for validation, culminating in an accuracy rate of 89.58%. The findings indicate that the LSTM model is adept at identifying linguistic patterns and user sentiment, particularly in positive classification. These results underscore the potential use of LSTM as an automated opinion analysis framework for artificial intelligence-based applications in Indonesia.

1. PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi digital dan kecerdasan buatan telah melahirkan transformasi substansial dalam keterlibatan pengguna dengan aplikasi yang digerakkan oleh

kecerdasan buatan seperti Grok[1]. Aplikasi, dirancang untuk memfasilitasi pengalaman interaksi yang didasarkan pada bahasa alami, telah mengumpulkan minat yang cukup besar di antara pengguna di Google Play Store. Setiap

pengguna menyumbangkan beragam ulasan baik itu positif, negatif, atau netral yang berfungsi sebagai repositori data penting untuk menjelaskan persepsi publik mengenai kemanjuran dan keandalan aplikasi[2]. Melalui analisis sentimen, pengembang dapat mengetahui tanggapan masyarakat terhadap suatu produk atau layanan melalui umpan balik yang diberikan oleh pengguna aplikasi[3]. Analisis sentimen muncul sebagai metodologi yang relevan untuk memperoleh wawasan dari ulasan tersebut, dengan tujuan membedakan pola dalam persepsi pengguna terkait dengan fitur, kegunaan, dan kualitas keseluruhan layanan aplikasi[4].

Dalam konteks perkembangan kecerdasan buatan di Indonesia, penggunaan model *deep learning* dalam analisis teks semakin populer karena kemampuannya untuk memahami konteks linguistik secara lebih mendalam dibandingkan metode tradisional seperti *Naïve Bayes* atau *Support Vector Machine (SVM)*[5]. Algoritma berbasis jaringan saraf dalam seperti LSTM memiliki potensi besar dalam mengidentifikasi emosi atau opini yang tersirat dalam teks, termasuk dalam bahasa Indonesia yang memiliki struktur kompleks dan beragam makna kontekstual[6]. Selain itu, peningkatan jumlah ulasan digital di berbagai platform, termasuk Google Play Store, memberikan peluang besar untuk menerapkan model *deep learning* dalam skala besar[7]. Hal ini menjadikan analisis sentimen tidak hanya berguna untuk evaluasi aplikasi, tetapi juga sebagai dasar pengambilan keputusan strategis dalam pengembangan produk berbasis AI di masa mendatang[8].

Pada penelitian sebelumnya sebagian besar berkonsentrasi pada implementasi pembelajaran mesin dan teknik pembelajaran mendalam dalam analisis sentimen berbasis teks. Sebuah studi kontemporer terkemuka yang dilakukan oleh Rahman dan Sibaroni (2025), berjudul “Sentiment Analysis of the Mobile Legends: Bang Bang Application Using a Hybrid CNN-LSTM Model”. Penelitian ini mengusulkan model hibrida yang mengintegrasikan CNN dan LSTM untuk meneliti ulasan pengguna aplikasi Mobile Legends, mencapai tingkat akurasi 88,84%. Temuan penelitian ini menunjukkan bahwa penggabungan CNN dan LSTM meningkatkan pemahaman konteks kalimat dan keterkaitan

semantik antara kata-kata dalam teks ulasan[9]. Meskipun demikian, terlepas dari kemampuan model hibrida tersebut untuk meningkatkan akurasi, metodologi terus menghadapi tantangan terkait dengan kompleksitas komputasi dan permintaan untuk kumpulan data pelatihan yang ekstensif[10].

Kesenjangan penelitian yang ada ditandai dengan eksplorasi yang tidak memadai dari aplikasi tunggal model Memori Jangka Panjang (LSTM) untuk ulasan yang berkaitan dengan aplikasi non-game berbasis kecerdasan buatan seperti Grok[11]. Mayoritas penelitian sebelumnya terutama menekankan aplikasi hiburan atau e-commerce, sehingga meninggalkan kekosongan dalam analisis konteks interaksi manusia-AI[12]. LSTM memiliki keuntungan khas untuk secara efektif menangkap dependensi jangka panjang di antara kata-kata, menjadikannya sangat relevan untuk analisis teks ulasan yang sering berlarut-larut dan rumit[13].

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk membangun model analisis sentimen berbasis LSTM yang efisien menggunakan kumpulan data ulasan pengguna Grok dari Google Play Store, dengan tujuan menjelaskan persepsi publik dengan cara yang lebih dapat diukur dan dikontekstualisasikan. melalui upaya analisis ini, penelitian berusaha untuk berkontribusi pada evolusi sistem analisis sentimen berbasis pembelajaran mendalam yang lebih adaptif, kontekstual, dan mampu memberikan wawasan mendalam tentang persepsi pengguna aplikasi yang digerakkan oleh kecerdasan buatan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian pertama oleh Rahman dan Sibaroni (2025) dalam *Indonesian Journal of Computing* berjudul “Sentiment Analysis of the Mobile Legends: Bang Bang Application Using a Hybrid CNN-LSTM Model” mengkaji model hibrida yang menggabungkan *Convolutional Neural Network (CNN)* dan *Long Short-Term Memory (LSTM)* untuk menganalisis ulasan aplikasi *Mobile Legends* di Google Play Store. Penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi CNN-LSTM mampu meningkatkan akurasi hingga 88,84% dalam memahami konteks semantik dan struktur kalimat secara bersamaan. Model hibrida tersebut mengatasi keterbatasan model konvensional yang tidak

mampu memahami hubungan kontekstual antar kata dengan baik. Temuan ini menjadi dasar penting dalam memahami bagaimana pendekatan *deep learning* dapat diadaptasi untuk analisis ulasan aplikasi lainnya, termasuk *Grok*, yang juga memiliki kompleksitas linguistik tinggi dalam ulasan pengguna[9].

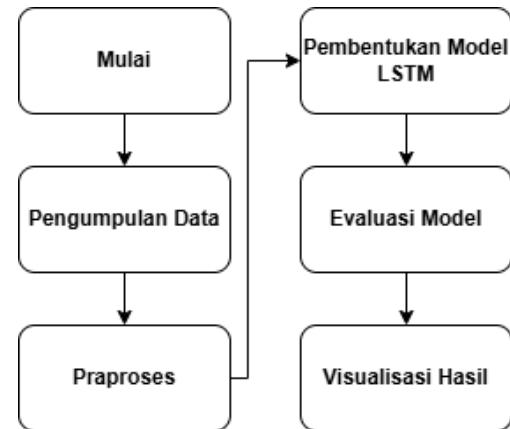
Selanjutnya penelitian kedua oleh Darmansyah dan Vitianingsih (2026) dalam *INOVTEK Polbeng Journal of Computer Science* berjudul “*Sentiment Analysis E-Wallet Application Services Using the Support Vector Machine and Long Short-Term Memory Methods*” membahas penerapan metode *Support Vector Machine (SVM)* dan *LSTM* untuk mengklasifikasikan sentimen terhadap aplikasi dompet digital DANA berdasarkan 3.185 ulasan dari Google Play Store. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *LSTM* unggul dibanding *SVM* dalam menangkap konteks emosi dalam kalimat berbahasa Indonesia yang tidak terstruktur, dengan akurasi mencapai 91,3%. Penelitian ini memperkuat relevansi *LSTM* sebagai model yang efektif dalam menganalisis opini pengguna dengan struktur kalimat yang kompleks. Hasil ini sejalan dengan arah penelitian saat ini yang menekankan kemampuan *deep learning* dalam pengolahan teks berbahasa alami[14].

Penelitian ketiga oleh Gunawan dan Aziza (2025) dalam *Journal of Applied Informatics and Computing* mengusulkan penggunaan algoritma *LSTM* murni dalam analisis sentimen terhadap layanan aplikasi Grab di Indonesia. Data diperoleh dari ulasan pengguna di Google Play Store dan diproses melalui tahapan cleaning, tokenization, serta stemming. Model *LSTM* terbukti mampu menangkap nuansa emosional dan konteks kalimat lebih baik dibandingkan pendekatan klasik berbasis bag-of-words. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan *LSTM* secara tunggal dapat memberikan hasil yang kompetitif dengan tingkat akurasi 87,6%, sekaligus mengurangi kompleksitas model dibanding pendekatan hibrida. Hal ini menunjukkan relevansi metode ini bagi penelitian terhadap aplikasi *Grok*, yang membutuhkan efisiensi komputasi serta akurasi tinggi[15].

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan **model Long Short-Term Memory (LSTM)** untuk

menganalisis sentimen pengguna terhadap aplikasi *Grok* yang tersedia di Google Play Store. Tahapan penelitian disusun secara sistematis untuk memastikan validitas data dan keandalan hasil model. Secara umum, metode penelitian terdiri dari lima tahap utama: pengumpulan data, praproses data, pembentukan model *LSTM*, pelatihan dan evaluasi model, serta visualisasi hasil.



Gambar 1. Alur Penelitian

3.1. Pengumpulan Data

Data penelitian diperoleh secara langsung dari Google Play Store menggunakan pustaka *google-play-scraper* di Python. Proses pengambilan data dilakukan dengan mengekstraksi ulasan pengguna aplikasi *Grok* berdasarkan rentang waktu tertentu (antara Januari hingga November 2025). Setiap entri ulasan mencakup atribut seperti *reviewId*, *userName*, *score*, tanggal ulasan (*at*), konten ulasan (*content*), jumlah like (*thumbsUpCount*), serta balasan pengembang (*replyContent*).

Fungsi *get_reviews_by_date()* digunakan untuk mengambil data secara iteratif dengan mempertimbangkan *continuation token*, memastikan bahwa seluruh ulasan dalam rentang waktu tertentu dapat terambil secara lengkap. Hasil pengambilan disimpan dalam format CSV untuk keperluan analisis lebih lanjut.

3.2. Praproses Data

Prosedur pra-pemrosesan data dilakukan untuk mengubah data yang tidak dimurnikan ke dalam format yang cocok untuk analisis dengan algoritma pembelajaran mendalam, sehingga meningkatkan kemampuan model untuk mengidentifikasi pola sentimen secara akurat.

Prosedur ini dimulai dengan sanitasi teks, yang melibatkan penghapusan karakter khusus, tanda baca, angka numerik, emotikon, dan hyperlink, sehingga hanya mempertahankan item leksikal yang signifikan. Selanjutnya dilakukan normalisasi huruf, di mana seluruh teks diubah menjadi huruf kecil (*lowercasing*) untuk menjaga konsistensi linguistik. Setelah itu, dilakukan tokenisasi menggunakan *Tokenizer* dari pustaka *Keras* untuk memecah teks menjadi unit kata atau token yang dapat dikonversi ke bentuk numerik. Pada tahap berikutnya dilakukan penghapusan kata umum (stopword removal) dengan menggunakan pustaka *Sastrawi*, guna menghilangkan kata-kata yang tidak memiliki makna sentimen kuat seperti “yang”, “dan”, atau “di”. Kemudian dilakukan stemming bahasa Indonesia untuk mengembalikan setiap kata ke bentuk dasarnya, sehingga variasi morfologis kata tidak memengaruhi hasil analisis. Terakhir, dilakukan pembuatan label sentimen berdasarkan skor yang diberikan pengguna, di mana skor 4–5 dikategorikan sebagai *positif*, skor 3 sebagai *netral*, dan skor 1–2 sebagai *negatif*. Melalui rangkaian tahapan ini, diperoleh dataset teks yang bersih, terstruktur, dan siap digunakan dalam proses pelatihan model *Long Short-Term Memory (LSTM)*.

3.3. Pembentukan Model LSTM

Model *Long Short-Term Memory (LSTM)* dibangun menggunakan pustaka TensorFlow Keras. Arsitektur model yang digunakan terdiri dari:

1. **Embedding Layer**: untuk mengubah kata menjadi vektor representasi berdimensi 100–300, membantu model memahami hubungan semantik antar kata.
2. **LSTM Layer**: menangkap hubungan temporal dan konteks antar token secara berurutan, yang penting dalam memahami emosi pada teks ulasan.
3. **Dropout Layer (0.3)**: mengurangi risiko *overfitting* dengan menonaktifkan sebagian neuron secara acak selama pelatihan.
4. **Dense Layer (Softmax Activation)**: mengklasifikasikan hasil keluaran menjadi tiga kategori: positif, netral, dan negatif.

Model dikompilasi menggunakan *optimizer* Adam, *loss function* *categorical_crossentropy*, dan metrik evaluasi *accuracy*.

3.4. Pelatihan dan Evaluasi Model

Dataset dibagi menjadi 80% data pelatihan dan 20% data pengujian. Pelatihan dilakukan selama 5 epoch dengan ukuran *batch* 64.

Evaluasi model dilakukan menggunakan beberapa metrik kinerja utama, yaitu:

1. **Akurasi (Accuracy)**: menunjukkan persentase prediksi benar terhadap total data uji.
2. **Presisi (Precision)**: mengukur ketepatan model dalam memprediksi sentimen tertentu.
3. **Recall**: menunjukkan sejauh mana model mampu mendeteksi semua data yang termasuk ke dalam kelas tertentu.
4. **F1-Score**: rata-rata harmonik antara presisi dan *recall*.

Selain metrik numerik, penelitian juga menampilkan Confusion Matrix untuk melihat distribusi hasil klasifikasi antar kelas sentimen.

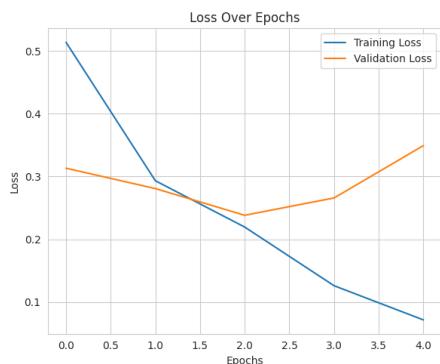
3.5. Visualisasi Hasil

Tahap terakhir adalah visualisasi hasil analisis menggunakan pustaka matplotlib. Visualisasi mencakup grafik batang yang menunjukkan proporsi ulasan positif dan negatif.

Model LSTM yang dikembangkan menunjukkan kemampuan yang baik dalam mengidentifikasi pola sentimen dominan dalam ulasan pengguna aplikasi Grok. Mayoritas ulasan tergolong positif, menandakan penerimaan pengguna yang tinggi terhadap performa dan fitur aplikasi. Hasil ini kemudian dianalisis secara kualitatif untuk memahami tema atau aspek yang paling sering memengaruhi persepsi pengguna terhadap aplikasi berbasis kecerdasan buatan.

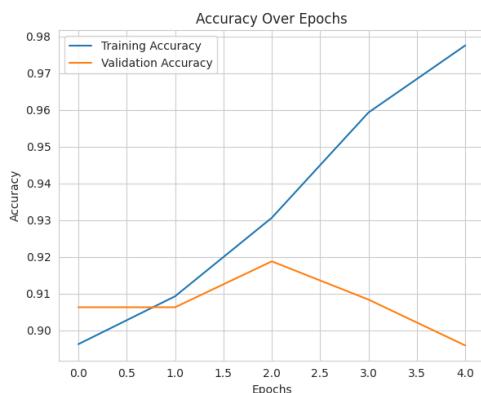
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil Pelatihan Model



Gambar 2. Model Loss

Pelatihan model LSTM dilakukan selama lima *epoch*, dengan pembagian data 80% untuk training dan 20% untuk validasi. Grafik *loss function* pada Gambar 2 menggambarkan penurunan tajam training loss dari 0,52 ke 0,07, sementara validation loss turun hingga optimal di epoch ke-2 sebelum naik sedikit setelahnya. Ini mencerminkan kemampuan model belajar cepat di tahap awal, tetapi mulai *epoch* ke-3 muncul tanda *overfitting* ringan karena selisih *training* dan *validation loss* yang membesar.



Gambar 3. Model Accuracy

Dapat dilihat pada gambar 3 memvisualisasikan perkembangan akurasi pelatihan. *Training accuracy* naik stabil dari 0,89 menjadi 0,98, sedangkan *validation accuracy* puncaknya di epoch ke-2 (0,92) sebelum turun. Situasi ini membuktikan model sukses menangkap pola sentimen, meski penurunan akurasi validasi menyarankan penambahan regulasi seperti *dropout* atau *early stopping* guna menyempurnakan performa.

4.2. Evaluasi Model

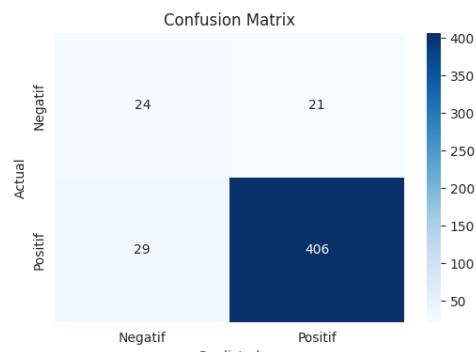
Classification Report				
	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.45	0.53	0.49	45
Positif	0.95	0.93	0.94	435
accuracy	0.70	0.73	0.72	480
macro avg	0.70	0.73	0.72	480
weighted avg	0.90	0.90	0.90	480

Gambar 4. Classification Report

Pengujian model pada data test menghasilkan akurasi 89,58%, seperti terlihat di Gambar 4 *Classification report* mengindikasikan kategori positif unggul dengan *precision* 0,95, *recall* 0,93, dan *F1-score* 0,94—menandakan deteksi ulasan positif yang sangat akurat. Sebaliknya, kategori negatif lemah dengan *precision* 0,45, *recall* 0,53, serta *f1-score* 0,49, yang menunjukkan kesulitan model dalam mengklasifikasikan ulasan negatif secara andal.

Rata-rata tertimbang semua metrik mencapai 0,90, mengonfirmasi generalisasi model LSTM yang kuat pada teks ulasan berbahasa Indonesia. Bukti ini menegaskan efektivitas arsitektur LSTM dalam memproses konteks serta urutan kata pada ulasan pengguna Grok.

4.3. Analisis Confusion Matrix

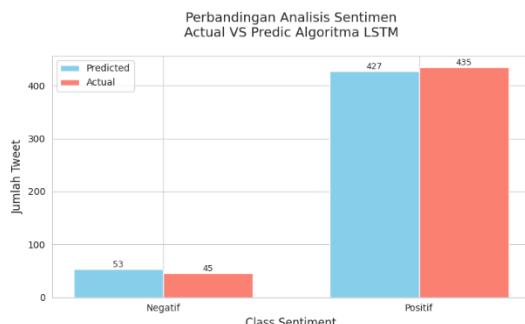


Gambar 5. Confusion Matrix

Confusion matrix di Gambar 5 mencatat 406 data positif dan 24 data negatif yang diklasifikasikan benar. Kendati demikian, ada kesalahan minor: 21 ulasan negatif salah diprediksi sebagai positif, serta 29 ulasan positif terdeteksi sebagai negatif.

Pola ini menggarisbawahi akurasi lebih tinggi model pada sentimen positif ketimbang negatif. Penyebab potensial adalah ketidakseimbangan dataset, di mana ulasan positif mendominasi dan membuat model lebih bias ke pola tersebut.

4.4. Perbandingan Hasil Prediksi



Gambar 6. Perandingan Hasil

Perbandingan Hasil pada Gambar 6 membandingkan sentimen aktual dengan prediksi LSTM: 435 ulasan positif aktual vs. 427 prediksi, serta 45 negatif aktual vs. 53 prediksi. Kesesuaian ini menunjukkan prediksi model selaras dengan distribusi riil, mencerminkan generalisasi yang solid.

Hasil mengukuhkan kekuatan LSTM dalam mengenali pola bahasa ulasan pengguna. Dengan akurasi mendekati 90%, model layak untuk analisis opini otomatis pada ulasan Grok di Google Play Store. Temuan ini konsisten dengan studi Rahman dan Sibaroni (2025) yang menyoroti keunggulan LSTM pada analisis ulasan aplikasi.

4.5. Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Long Short-Term Memory (LSTM) mampu memberikan performa yang baik dalam analisis sentimen ulasan aplikasi Grok di Google Play Store dengan akurasi mencapai 89,58%. Pola penurunan loss dan peningkatan akurasi pada grafik pelatihan menunjukkan bahwa model berhasil mempelajari hubungan semantik antar kata dan konteks kalimat secara efektif. Nilai training accuracy yang meningkat hingga 0,98 dan validation accuracy tertinggi sebesar 0,92 menandakan kemampuan model dalam mengenali struktur teks ulasan berbahasa Indonesia dengan cukup stabil. Namun, kecenderungan validation loss yang meningkat setelah epoch ke-2 menandakan munculnya overfitting ringan, yang dapat diatasi dengan penerapan early stopping atau peningkatan jumlah data latih untuk menjaga kemampuan generalisasi model.

Temuan pada confusion matrix memperlihatkan bahwa model lebih akurat

dalam mengenali ulasan positif dibandingkan negatif, dengan precision 0,95 dan recall 0,93 pada kelas positif. Sebaliknya, performa pada kelas negatif masih rendah dengan precision 0,45 dan recall 0,53, yang mengindikasikan adanya bias data. Ketidakseimbangan distribusi data ulasan dimana ulasan positif lebih dominan menyebabkan model lebih terlatih dalam pola bahasa yang bernada positif. Fenomena ini juga ditemukan pada penelitian Rahman dan Sibaroni (2025), yang menunjukkan bahwa model LSTM memiliki kecenderungan serupa ketika dihadapkan pada dataset tidak seimbang. Oleh karena itu, penelitian lanjutan disarankan untuk menggunakan teknik data augmentation atau SMOTE guna menyeimbangkan proporsi data dan meningkatkan akurasi kelas minoritas.

Secara keseluruhan, hasil penelitian ini membuktikan bahwa algoritma LSTM efektif diterapkan untuk analisis sentimen terhadap teks ulasan pengguna aplikasi berbasis kecerdasan buatan seperti Grok. Model ini menunjukkan kemampuan untuk merangkum nuansa linguistik rumit yang ada dalam bahasa Indonesia, menghasilkan hasil prediktif yang selaras dengan distribusi sentimen aktual. Mencapai tingkat akurasi mendekati 90%, sistem ini mampu menggabungkan mekanisme umpan balik real-time, sehingga meningkatkan pemahaman pengembang aplikasi tentang persepsi pengguna secara otomatis. Di luar kontribusi teknisnya, penelitian ini memberikan landasan empiris untuk kemajuan analisis opini publik berbasis pembelajaran mendalam di Indonesia, sehingga menciptakan jalan untuk meningkatkan kualitas layanan aplikasi berbasis AI melalui pengawasan berkelanjutan terhadap sentimen pengguna.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan analisis dan temuan penelitian, dapat disimpulkan bahwa:

1. Model LSTM mencapai akurasi tinggi sebesar 89,58% dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi Grok di Google Play Store. Ini membuktikan efektivitas algoritma Long Short-Term Memory dalam menangkap hubungan semantik serta urutan kata pada teks ulasan berbahasa Indonesia.

2. Kekuatan model tampak pada deteksi sentimen positif yang unggul (precision 0,95 dan recall 0,93), ditambah kestabilan performa pelatihan. Model sukses memahami konteks bahasa alami serta menghasilkan prediksi yang selaras dengan distribusi sentimen sebenarnya.
3. Kelemahan prinsipal adalah performa rendah pada klasifikasi sentimen negatif (precision 0,45 dan recall 0,53), akibat ketidakseimbangan data di mana ulasan positif mendominasi. Hal ini menyebabkan bias model ke pola positif dan kurangnya sensitivitas terhadap keluhan pengguna.
4. Saran pengembangan mencakup teknik penyeimbangan data seperti SMOTE atau augmentation, tuning hyperparameter, serta eksplorasi ensemble model atau Bidirectional LSTM (BiLSTM) guna memperkuat generalisasi dan kestabilan.
5. Penelitian ini berkontribusi praktis pada sistem analisis sentimen deep learning otomatis untuk aplikasi AI di Indonesia. Temuan menjadi fondasi bagi pengembangan dalam memantau persepsi pengguna secara real-time serta menyempurnakan mutu layanan berbasis kecerdasan buatan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada dosen pengampu mata kuliah yang telah memberikan arahan, bimbingan, dan kesempatan untuk melaksanakan penelitian ini sebagai bagian dari pemenuhan tugas akhir mata kuliah. Terima kasih juga disampaikan kepada rekan mahasiswa yang telah memberikan masukan serta dukungan selama proses penyusunan dan analisis penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. N. Winarno, B. T. Adiratna, and A. K. Azzahra, “User Acceptance Analysis of AI GROK on Platform X,” *J. Artif. Intell. Eng. Appl.*, vol. 4, no. 3, pp. 2114–2120, Jun. 2025, doi: 10.59934/JAIEA.V4I3.1107.
- [2] J. M. Ayomi, A. V. Vitianingsih, Y. Kristyawan, A. L. Maukar, and T. Widiartin, “Sentiment Analysis of User Reviews for the PLN Mobile Application Using Naïve Bayes and Long Short-Term Memory,” *J. Inf. Syst. Informatics*, vol. 7, no. 4, pp. 3849–3873, Dec. 2025, doi: 10.63158/JOURNALISI.V7I4.1342.
- [3] A. S. Berliana and M. Mustikasari, “JAKARTANOTEBOOK PLAY MENGGUNAKAN METODE RECURRENT NEURAL NETWORK (RNN),” *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 3, 2024.
- [4] P. Ç. Çaylak *et al.*, “Analysing Online Reviews Consumers’ Experiences of Mobile Travel Applications with Sentiment Analysis and Topic Modelling: The Example of Booking and Expedia,” *Appl. Sci.*, vol. 14, no. 24, Dec. 2024, doi: 10.3390/app142411800.
- [5] J. Shin *et al.*, “Exploring the Effectiveness of Machine Learning and Deep Learning Algorithms for Sentiment Analysis: A Systematic Literature Review,” *Comput. Mater. Contin.*, vol. 84, no. 3, pp. 4105–4153, Jul. 2025, doi: 10.32604/CMC.2025.066910.
- [6] Y. H. D. Wangsajaya, E. Setyowati, and A. Wibowo, “Deteksi Emosi Teks X Berbahasa Indonesia Menggunakan Bi-LSTM dengan Seleksi Fitur Chi-Square,” *J. Algoritm.*, vol. 22, no. 2, Nov. 2025, doi: 10.33364/ALGORITMA/V.22-2.2658.
- [7] P. H. C. Samanmali and R. A. H. M. Rupasingha, “Sentiment analysis on google play store app users’ reviews based on deep learning approach,” *Multimed. Tools Appl.*, vol. 83, no. 36, pp. 84425–84453, Nov. 2024, doi: 10.1007/s11042-024-19185-w.
- [8] S.-F. Tu, C.-S. Hsu, Y.-T. Lu, S.-F. Tu, C.-S. Hsu, and Y.-T. Lu, “Improving RE-SWOT Analysis with Sentiment Classification: A Case Study of Travel Agencies,” *Futur. Internet 2021*, Vol. 13, vol. 13, no. 9, Aug. 2021, doi: 10.3390/FI13090226.
- [9] E. N. Rahman and Y. Sibaroni, “Sentiment Analysis of the Mobile Legends: Bang Bang Application Using a Hybrid CNN-LSTM Model,” *Indones. J. Comput.*, vol. 10, no. 1, pp. 38–53, 2025, doi: 10.21108/indojc.v10i1.9687.
- [10] A. Albladi, M. K. Uddin, M. Islam, and C. Seals, “TWSenti: A Novel Hybrid Framework for Topic-Wise Sentiment Analysis on Social Media Using Transformer Models,” *arXiv*, Apr. 2025, Accessed: Jan. 11, 2026. [Online]. Available: <https://arxiv.org/pdf/2504.09896>
- [11] D. A. Pramudita, H. Imaduddin, S. N. Afiana Azizah, and I. Muslihah, “Sentiment Analysis Of Reviews On The Chatgpt Application Using Long Shortterm Memory Method,” *J. Locus Penelit. dan Pengabd.*, vol. 4, no. 9, pp. 8814–8820, Sep. 2025, doi: 10.58344/LOCUS.V4I9.4812.

- [12] A. Daza, N. D. González Rueda, M. S. Aguilar Sánchez, W. F. Robles Espíritu, and M. E. Chauca Quiñones, “Sentiment Analysis on E-Commerce Product Reviews Using Machine Learning and Deep Learning Algorithms: A Bibliometric Analysis, Systematic Literature Review, Challenges and Future Works,” *Int. J. Inf. Manag. Data Insights*, vol. 4, no. 2, p. 100267, Nov. 2024, doi: 10.1016/J.JJIMEI.2024.100267.
- [13] M. Krichen, A. Mihoub, M. Krichen, and A. Mihoub, “Long Short-Term Memory Networks: A Comprehensive Survey,” *AI 2025*, Vol. 6, vol. 6, no. 9, Sep. 2025, doi: 10.3390/AI6090215.
- [14] M. D. A. Darmansyah, A. V. Vitianingsih, A. L. Maukar, S. Yuliani, and S. F. A. Wati, “Sentiment Analysis E-Wallet Application Services Using the Support Vector Machine and Long Short-Term Memory Methods,” *INOVTEK Polbeng - Seri Inform.*, vol. 11, no. 1, Dec. 2026, doi: 10.35314/APEDAZ75.
- [15] A. Rizky Gunawan, R. Faticha, and A. Aziza, “Sentiment Analysis Using LSTM Algorithm Regarding Grab Application Services in Indonesia,” *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 9, no. 2, pp. 322–332, Mar. 2025, doi: 10.30871/JAIC.V9I2.8696.