



Analisis Sentimen Terhadap Isu Pemblokiran *Thrifting* Pada Platform TikTok Menggunakan *Bidirectional Long Short-Term Memory*

Windi Astuti¹, Bambang Irawan², Nur Ariesanto Ramdhan³

^{1,2,3}Program Studi Teknik Informatika, Universitas Muhadi Setiabudi Brebes, Indonesia

Email author: windi4292@gmail.com, bambangumus@gmail.com, ariesantoramdhan@gmail.com

Article Info

Article history:

Received September 3, 2025

Revised Desember 3, 2025

Accepted Desember 24, 2025

Keywords:

Sentiment Analysis

TikTok

Thrifting

Bi-LSTM

Deep Learning

ABSTRACT

The development of social media platforms like TikTok has created new spaces for digital economic activities, including the practice of thrifting, which has now become a trend among the public. However, government policies that block these activities have sparked various public reactions. This study aims to analyze public sentiment regarding the issue of thrifting bans on the TikTok platform using the Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) method. This method was chosen because it can understand text context from both directions, allowing it to capture deeper semantic meaning. The dataset consist of 4,000 TikTok user comments collected through a crawling process. The research stages include data preprocessing, sentiment labeling, splitting training and test data, training the Bi-LSTM model, and evaluating performance using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. The research results show that the Bi-LSTM model achieved an accuracy of 86.15%, with stable classification performance and minimal error rate. These findings indicate that Bi-LSTM is effective for sentiment analysis of public opinions on Indonesian language social media, particularly on context specific policy issues. Further development can be carried out by adding pre-trained embeddings or attention mechanisms to improve the model's performance.

Corresponding Author:

Windi Astuti

Universitas Muhadi

Jalan Pangeran Diponegoro No.KM2,

Email: windi4292@gmail.com



1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital dan media sosial telah mengubah pola interaksi masyarakat secara signifikan. Platform seperti TikTok kini tidak hanya menjadi ruang hiburan, tetapi juga sarana ekonomi digital yang mempertemukan penjual dan pembeli dalam ekosistem daring. Salah satu tren yang berkembang di dalamnya adalah *thrifting*, praktik jual beli barang bekas yang memiliki nilai ekonomi sekaligus lingkungan. Namun, munculnya kebijakan pemerintah yang memblokir aktivitas *thrifting* di TikTok menimbulkan berbagai tanggapan publik, baik pro maupun kontra. Fenomena ini menunjukkan bahwa media sosial menjadi ruang

penting bagi masyarakat untuk mengekspresikan pendapat terhadap kebijakan yang berdampak langsung pada kehidupan ekonomi digital.

Dalam konteks tersebut, analisis sentiment menjadi pendekatan yang relevan untuk memahami persepsi publik terhadap isu pemblokiran tersebut. Analisis sentimen, sebagai bagian dari *Natural Language Processing* (NLP), berfungsi untuk mengenali ekspresi emosional atau opini dalam teks, baik bersifat positif maupun negatif. Penelitian ini sebelumnya telah menunjukkan efektivitas pendekatan berbasis *deep learning* seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam memproses data teks yang panjang dan berurutan. Seperti dijelaskan dalam penelitian JPTIHK UB (2025), model LSTM mampu menghasilkan analisis sentimen yang cukup baik. Secara khusus, model LSTM dengan 32 *hidden unit*, *Adam optimizer*, *learning rate* sebesar 0,0001, *batch size* 64, dan 25 *epoch* mencapai *accuracy* 0,8128[1]. Kutipan tersebut menunjukkan bahwa meskipun hasilnya baik, masih terdapat ruang peningkatan performa, terutama untuk menangkap konteks yang lebih kompleks.

Penelitian oleh Auliya Rahman Isnain dkk. (2022) yang membandingkan metode LSTM dan *Naive Bayes* dalam menganalisis sentimen terhadap kebijakan *new normal*, menyatakan secara eksplisit bahwa metode LSTM memiliki kinerja yang lebih baik bila dibandingkan dengan *Naive Bayes*. Metode LSTM menghasilkan nilai akurasi, presisi, dan *recall* sebesar 83.33%, sedangkan metode *Naive Bayes* sebesar 82%[2]. Kutipan ini memperlihatkan bahwa LSTM unggul dibanding metode klasik, namun belum menembus batas akurasi optimal untuk data opini publik yang sangat beragam.

Berbagai penelitian serupa juga memperlihatkan konsistensi hasil yang serupa. Misalnya, penelitian oleh Dika Melati dkk. (2024) menunjukkan bahwa penerapan LSTM untuk analisis sentimen terhadap pelaksanaan Pilkada di masa pandemi menghasilkan akurasi sebesar 79,78% dengan *precision* 69% dan *recall* 64%[3]. Penelitian Lucky Yosia Wibowo dkk. (2024), pada deteksi ujaran kebencian di Twitter juga memperlihatkan kinerja model LSTM dengan akurasi 83% dengan nilai rata-rata makro sebesar 65%[4]. Selanjutnya, penelitian Titis Arwindarti dkk. (2024), pada akun Instagram Pemerintah Kabupaten Bojonegoro menemukan nilai akurasi tertinggi mencapai 84,16% menggunakan model LSTM berbasis *Word2vec*[5].

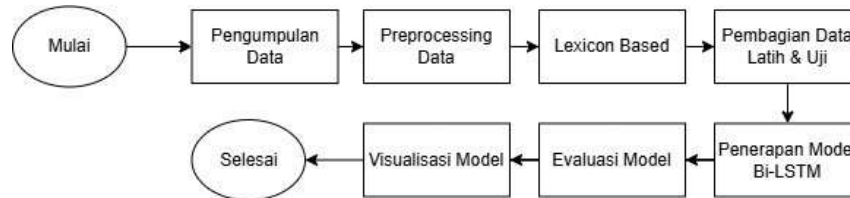
Hasil yang sejalan juga ditemukan dalam penelitian Fawwaz Zaini Ahmad dkk. (2021), yang menganalisis sentimen masyarakat terhadap kebijakan pembelajaran tatap muka di YouTube menggunakan *Sequential Deep Learning* dan LDA. Penelitian tersebut memperoleh akurasi tertinggi sebesar 78%[6], menunjukkan bahwa model LSTM efektif namun masih dapat dioptimalkan. Sementara itu, penelitian oleh Yuliana Romadhoni dan Khadijah Fahmi Hayati Holle (2022), dalam menganalisis isu Permendikbud No.30 di Twitter menunjukkan bahwa metode LSTM memperoleh akurasi sebesar 77%, presisi 84%, *recall* 75%, dan *F1-score* 80%, sedangkan metode *Naive Bayes* memperoleh akurasi sebesar 76%, presisi 75%, *recall* 75%, dan *F1-score* 75%[7]. Temuan ini menguatkan bahwa meskipun LSTM menunjukkan kinerja lebih baik dari *Naive Bayes*, namun tingkat akurasinya masih dapat dioptimalkan, sehingga diperlukan pengembangan model lanjutan.

Salah satu pengembangan dari LSTM yang relevan untuk penelitian ini adalah *Bidirectional Long Short-Term Memory* (Bi-LSTM), yang memungkinkan jaringan saraf membaca teks dari dua arah, maju dan mundur sehingga mampu menangkap konteks makna yang lebih efektif dalam memodelkan dependensi semantik pada teks opini yang bersifat kontekstual dan tidak selalu linear, seperti komentar pengguna di media sosial. Efektivitas model ini dibuktikan dalam penelitian oleh Kamarula dan Rochmawati (2022), masyarakat Indonesia di media sosial Twitter selama pandemi Covid-19. Mereka melaporkan bahwa model algoritma Bi-LSTM mampu mencapai nilai akurasi hingga 0,8436 atau 84,36% untuk analisis emosi dan nilai akurasi tertinggi untuk analisis sentimen hingga 0,6948 atau 69,48%. Akurasi ini lebih tinggi dibandingkan model algoritma CNN yang mencapai 84,21% untuk analisis emosi dan 68,58% untuk analisis sentimen[8]. Meskipun demikian, hasil tersebut juga mengindikasikan bahwa performa Bi-LSTM pada analisis sentiment masih berada di bawah 85%, sehingga membuka peluang untuk pengujian lebih lanjut pada konteks data dan isu yang berbeda. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen publik terhadap isu pemblokiran *thrifting* di platform TikTok menggunakan metode *Bidirectional Long Short-Term Memory* (Bi-LSTM).

2. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan *quantitative text analytics* dengan metode *supervised deep learning* berbasis *Bidirectional Long Short-Term Memory* (Bi-LSTM). Model ini dipilih karena mampu memahami konteks kalimat dalam dua arah (*forward* dan *backward*), sehingga lebih efektif dalam menangkap makna semantic yang kompleks dari opini public di media sosial. Selain itu, model *Bidirectional Long Short-*

Term Memory (Bi-LSTM) banyak dimanfaatkan karena kemampuannya dalam memahami pola sekuensial yang kompleks pada data teks melalui mekanisme pembacaan dua arah, dari awal hingga akhir kalimat dan sebaliknya[9].



Gambar 1. Alur Penelitian

Secara umum, alur penelitian terdiri atas tahapan pengumpulan data (dataset), *preprocessing*, eksplorasi data, pelabelan sentimen, pembagian data latih dan uji, penerapan model Bi-LSTM, evaluasi performa model, dan visualisasi hasil.

2.1 Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berupa kumpulan komentar dari pengguna TikTok terkait isu pemblokiran aktivitas *thrifting*. Data diambil dengan cara *crawling* menggunakan kata kunci "*thrifting*" dengan total 4.000 komentar. Setiap komentar dianalisis untuk memastikan kesesuaian konteks dengan topik penelitian. Data yang diperoleh disimpan dalam format csv agar mudah diolah.

2.2 Preprocessing

Tahapan ini merupakan proses pembersihan data teks agar siap digunakan pada model *deep learning*. Tahap ini bertujuan untuk menyiapkan data agar dapat diolah oleh model Bi-LSTM dengan baik. Proses *preprocessing*, yang sering disebut juga sebagai tahap *data cleaning*, dilakukan untuk membersihkan karakter-karakter yang tidak relevan, seperti emoji, simbol khusus, maupun tanda baca yang tidak diperlukan[10]. Adapun tahapan *preprocessing* dalam penelitian ini meliputi beberapa langkah berikut:

2.2.1 Hapus Data Duplikat

Tahap ini dilakukan untuk menghapus komentar yang memiliki isi serupa atau berulang, sehingga model tidak menerima informasi ganda yang dapat memengaruhi keseimbangan proses pelatihan dan menurunkan akurasi hasil analisis.

2.2.2 Cleaning Teks

Proses *cleaning teks* dilakukan untuk membersihkan data dari elemen-elemen yang tidak diperlukan dalam analisis, seperti simbol, angka, tautan, dan tanda baca. Tahapan ini bertujuan agar data teks menjadi lebih bersih, terstruktur, dan mudah diolah oleh sistem pemrosesan bahasa alami.

2.2.3 Case Folding

Case Folding merupakan tahap penyesuaian format teks dalam dataset dengan cara mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil (*lowercase*)[11]. Langkah ini dilakukan untuk memastikan konsistensi penulisan sehingga sistem tidak membedakan antara huruf besar dan huruf kecil saat melakukan analisis.

2.2.4 Normalisasi Kata

Proses normalisasi dilakukan untuk mengubah kata-kata yang tidak baku atau tidak sesuai ejaan menjadi bentuk baku berdasarkan Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI). Tahap ini penting karena data yang berasal dari media sosial sering kali mengandung variasi bahasa informal, seperti singkatan, istilah gaul, atau kesalahan pengetikan. Dengan melakukan normalisasi, teks menjadi seragam dan mudah dipahami oleh sistem analisis, sehingga model dapat mengenali makna kata dengan lebih akurat dan menghasilkan klasifikasi sentimen yang lebih tepat.

2.2.5 Tokenizing

Tahap ini memecah kalimat menjadi satuan kata. Dalam buku *Text Mining* oleh Findawati dan Rosid (2020), dijelaskan bahwa proses *tokenizing* adalah proses memecah teks yang awalnya berbentuk kalimat menjadi satuan kata[12].

2.2.6 Stopword Removal

Tahap ini bertujuan menghilangkan kata yang tidak relevan dalam konteks analisis, seperti kata-kata yang sering muncul namun tidak memiliki nilai informasi yang signifikan[13].

2.3 Analisis Eksploratif data (EDA)

Tahap eksplorasi data dilakukan untuk memahami distribusi kata dominan dengan menggunakan *WordCloud*. Visualisasi ini memudahkan peneliti melihat frekuensi kemunculan kata yang paling sering digunakan dalam komentar.

2.4 Pelabelan Data

Pelabelan dilakukan secara semi otomatis dengan pendekatan *Lexicon Based 2 Class*, di mana setiap komentar dilabeli positif atau negatif berdasarkan skor polaritas kata. Metode ini dipilih karena efisien untuk teks berbahasa Indonesia yang tidak memiliki dataset berlabel besar.

2.5 Pembagian Data

Pada pembagian dataset dibagi menjadi data latih (80%) dan data uji (20%) menggunakan metode *train test split*. Pembagian ini bertujuan agar model dapat melakukan generalisasi dengan baik terhadap data baru.

2.6 Penerapan Model Bi-LSTM (Embedding)

Model Bi-LSTM digunakan karena kemampuannya membaca urutan teks dalam dua arah (*forward* dan *backward*), sehingga dapat memahami konteks antar kata dengan lebih baik. Data teks yang telah ditokenisasi diubah menjadi representasi numerik menggunakan lapisan *Embedding*, kemudian dilatih pada arsitektur Bi-LSTM untuk mempelajari pola hubungan antar kata dalam setiap kalimat.

2.7 Evaluasi Model

Pada tahap ini dilakukan menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Evaluasi ini bertujuan untuk menilai sejauh mana performa model Bi-LSTM mampu mengklasifikasikan sentimen dengan akurat dan konsisten.

2.8 Visualisasi Hasil

Hasil analisis divisualisasikan dalam bentuk grafik *confusion matrix* dan *accuracy plot* untuk mempermudah interpretasi performa model.

3. HASIL DAN ANALISIS

Bagian ini menyajikan hasil penelitian yang diperoleh dari proses analisis sentimen terhadap isu pemblokiran aktivitas *thrifting* pada platform TikTok menggunakan metode *Bidirectional Long Short-Term Memory* (Bi-LSTM).

3.1 Hasil Preprocessing Data

Tahap *preprocessing* bertujuan untuk meningkatkan kualitas data komentar TikTok sebelum digunakan dalam proses pelatihan model. Dataset komentar yang diperoleh masih mengandung berbagai *noise*, seperti huruf kapital tidak konsisten, URL, emoji, angka, tanda baca, serta kata tidak baku.

Proses *preprocessing* yang dilakukan meliputi pembersihan teks (*text cleaning*), *case folding*, normalisasi kata, *tokenizing*, *stopword removal*. Setelah tahapan tersebut, teks komentar menjadi lebih bersih, terstruktur, dan relevan terhadap analisis sentimen.

Sebagai contoh, komentar yang awalnya mengandung URL dan emoji dapat diubah menjadi rangkaian kata dasar yang merepresentasikan opini pengguna secara lebih jelas. Tahap *preprocessing* ini berperan penting dalam mengurangi kompleksitas data dan meningkatkan kemampuan model Bi-LSTM dalam menangkap pola sentimen.

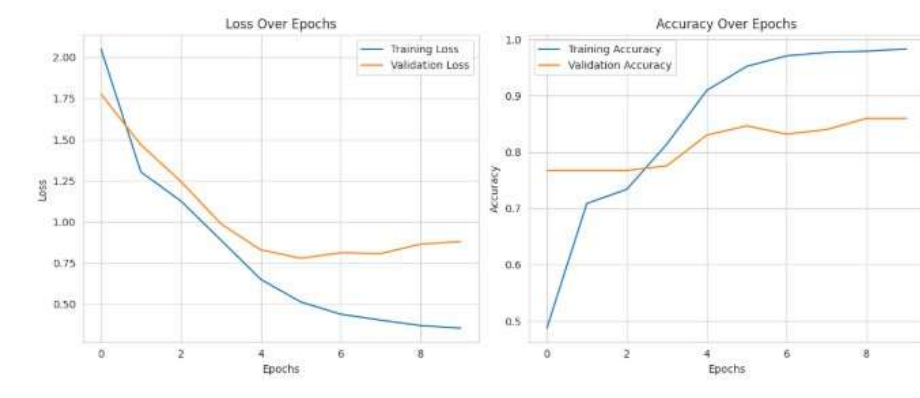
	text	cleaning	case_folding	normalisasi	tokenize	stopword_removal
0	thrift sekarang harganya gila, jadi setuju aja sih.	thrift sekarang harganya gila jadi setuju aja sih	thrift sekarang harganya gila jadi setuju aja sih	thrift sekarang harganya gila jadi setuju saja sih	[thrift, sekarang, harganya, gila, jadi, setuju, ...]	thrift harganya gila setuju sih
1	ya mau grm i.G, saya pemain thrift paarah aja. ...	ya mau grm i.G saya pemain thrift paarah aja se...	ya mau grm i.g saya pemain thrift paarah aja se...	ya mau bagaimana lagi saya pemain thrift paara...	[ya, mau, bagaimana, lagi, saya, pemain, thrift, ...]	ya pemain thrift paarah kumahnyakalem damai
2	ign sampai thrift di tutup,saya dari itu suka n...	ign sampai thrift di tutup,saya dari itu suka ng...	ign sampai thrift di tutup,saya dari itu suka ng...	jangan sampai thrift di tutup,saya dari itu su...	[jangan, sampai, thrift, di, tutup,saya, dari, ...]	thrift tutup,saya suka ngethifrebaran belanja...
3	bapi baju baju rajut thrift itu awettt ga gam...	bapi baju baju rajut thrift itu awettt ga gam...	bapi baju baju rajut thrift itu awettt ga gam...	bapi baju baju rajut thrift itu awettt tidak ...	[bapi, baju, baju, rajut, thrift, itu, awettt, ...]	baju baju rajut thrift awettt gampang malar
4	thrift lebih mahal ketimbang baju baru	thrift lebih mahal ketimbang baju baru	thrift lebih mahal ketimbang baju baru	thrift lebih mahal ketimbang baju baru	[thrift, lebih, mahal, ketimbang, baju, baru]	thrift mahal ketimbang baju

Gambar 2. Contoh data Sebelum dan Sesudah Preprocessing

3.2 Hasil Pelatihan Model Bi-LSTM

Model Bi-LSTM dilatih menggunakan data yang telah dipreproses dan direpresentasikan dalam bentuk vektor numerik melalui proses *tokenization* dan *padding*. Selama proses pelatihan, performa model dievaluasi menggunakan metrik *accuracy* dan *loss* pada data latih dan data validasi.

Hasil pelatihan menunjukkan bahwa model mencapai akurasi validasi sebesar 85,97% dengan nilai *loss* validasi sebesar 0,8804. Peningkatan akurasi yang stabil serta penurunan nilai *loss* menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola sentimen secara efektif dan tidak mengalami *overfitting* yang signifikan.



Gambar 3. Grafik Loss dan Akurasi

3.3 Hasil Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan menggunakan data uji untuk mengukur kemampuan generalisasi model dalam mengklasifikasikan sentimen. Metrik evaluasi yang digunakan meliputi *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*.

Berdasarkan hasil pengujian, model Bi-LSTM memperoleh akurasi sebesar 86,15%. Rincian hasil evaluasi ditunjukkan pada Gambar 3.3.

```

Accuracy: 0.8614775725593667
Accuracy: 86.15%

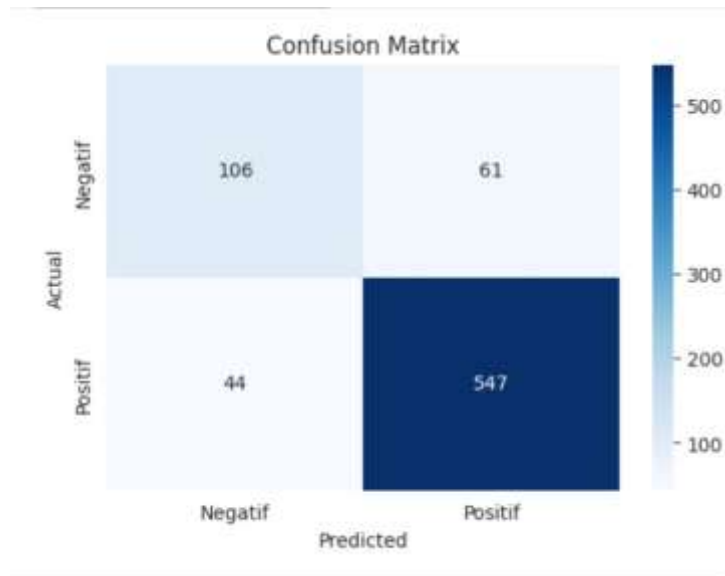
          precision    recall  f1-score   support

Negatif      0.71      0.63      0.67       167
Positif      0.98      0.93      0.91       591
    
```

Gambar 4. Hasil Evaluasi Model Bi-LSTM

3.4 Hasil Confusion Matrix

Confusion matrix digunakan untuk menggambarkan distribusi hasil prediksi model terhadap data aktual pada masing-masing kelas sentimen. Visualisasi ini membantu dalam mengidentifikasi pola kesalahan klasifikasi yang terjadi.



Gambar 5. Confusion Matrix Hasil Klasifikasi Sentimen

Berdasarkan *confusion matrix*, Sebagian besar data sentimen positif berhasil diklasifikasi dengan benar. Namun, terdapat beberapa data sentimen negatif yang masih salah diklasifikasikan sebagai sentimen positif.

4. PEMBAHASAN DAN KESIMPULAN

Bagian ini membahas hasil penelitian yang diperoleh serta menyajikan kesimpulan dan prospek pengembangan penelitian di masa mendatang.

4.1 Pembahasan

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model Bi-LSTM memberikan performa akurasi yang tinggi sebesar 86,15%, menandakan efektivitas dalam memahami konteks teks dua arah dan menangkap pola temporal yang kompleks pada data komentar TikTok.

Temuan ini sejalan dengan penelitian Asnawiyah dan Putra (2024), yang membandingkan performa LSTM dan Bi-LSTM pada analisis sentimen *multi-class* Twitter, dimana model Bi-LSTM memperoleh akurasi sebesar 60%, sedikit lebih baik dibandingkan LSTM sebesar 58%, dengan kemampuan yang lebih baik dalam menangkap konteks kalimat dua arah dan mengurangi kesalahan klasifikasi pada data berurutan[14].

Selain itu, peran penting *preprocessing data* seperti *cleaning*, *case folding*, *tokenization*, dan normalisasi kata juga diperkuat oleh hasil penelitian Utari dan Wibowo (2025), yang menunjukkan bahwa tahapan prapemrosesan yang komprehensif mampu meningkatkan akurasi model hingga 83,28%, pada analisis sentimen komentar YouTube menggunakan LSTM[15]. Hal ini memperkuat argumen bahwa kualitas *preprocessing* sangat berpengaruh terhadap representasi semantik yang optimal, terutama pada teks media sosial yang cenderung mengandung noise linguistik.

Dari sisi performa, hasil akurasi Bi-LSTM dalam penelitian ini mendapat akurasi 86,15% sedikit lebih tinggi dibandingkan hasil akurasi yang dicapai oleh LSTM pada penelitian Utari dan Wibowo (2025), yaitu 83,28% serta melampaui hasil Asnawiyah dan Putra (2024), yang berfokus pada data berbahasa Indonesia di

Twitter[14],[15]. Hal ini menunjukkan bahwa penerapan Bi-LSTM pada konteks TikTok dengan dataset spesifik isu sosial mampu memberikan generalisasi yang baik, khususnya dalam memahami opini publik yang bersifat kontekstual dan ekspresif.

4.2 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan, dapat disimpulkan bahwa metode *Bidirectional Long Short-Term Memory* (Bi-LSTM) efektif digunakan dalam analisis sentimen komentar TikTok terkait isu pemblokiran *thrifting*. Model yang dibangun mampu mencapai akurasi sebesar 86,15% dan menunjukkan kemampuan klasifikasi yang baik.

Penelitian selanjutnya dapat mengembangkan model dengan menambahkan *pre-trained word embedding*, mekanisme *attention*, atau memperluas dataset agar performa dan generalisasi model semakin meningkat.

REFERENSI

- [1] P. Name *et al.*, "Analisis Sentimen Berita Pemblokiran TikTok Shop Pada Kolom Komentar YouTube Menggunakan Long-Short Term Memory," 2025.
- [2] A. R. Isnain, H. Sulistiani, B. M. Hurohman, and A. Nurkholis, "Analisis Perbandingan Algoritma LSTM dan Naive Bayes untuk Analisis Sentimen," vol. 8, no. 2, pp. 299–303, 2022.
- [3] D. Melati, U. Pakuan, S. Pascasarjana, and U. Pakuan, "J-Icon : Jurnal Informatika dan Komputer PENERAPAN METODE LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM) DALAM ANALISIS SENTIMEN TERHADAP PELAKSANAAN PILKADA DI MASA PANDEMI COVID-19 J-Icon : Jurnal Informatika dan Komputer," vol. 12, no. 1, 2024, doi: 10.35508/jicon.v12i1.9899.
- [4] T. Pustaka, "IMPLEMENTASI LONG SHORT-TERM MEMORY DALAM ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA APLIKASI TWITTER YANG MENGANDUNG UJARAN KEBENCIAN," vol. 8, no. 3, pp. 3170–3174, 2024.
- [5] K. Sentimen, O. Publik, P. Instagram, T. Arwindarti, E. I. Setiawan, and S. Imron, "Klasifikasi Sentimen Opini Publik Pada Instagram Pemerintah Kabupaten Bojonegoro Menggunakan LSTM Classification of Public Opinion Sentiment on Instagram for Bojonegoro Regency Government Using LSTM," vol. 13, no. 1, pp. 1–9, 2023, doi: 10.34148/teknika.v13i1.699.
- [6] F. Z. Ahmad, M. Fauzi, S. Arifandy, M. R. Caesarardhi, and N. Aini, "Bagaimana Masyarakat Menyikapi Pembelajaran Tatap Muka : Analisis Komentar Masyarakat pada Media Sosial Youtube Menggunakan Algoritma Deep Learning Sekuensial dan LDA," vol. 4, no. 2, pp. 40–46, 2021.
- [7] Y. Romadhoni *et al.*, "Analisis Sentimen Terhadap PERMENDIKBUD No . 30 pada Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes dan LSTM," vol. 7, no. 2, pp. 118–124, 2022.
- [8] M. Romli, F. Kamarula, and N. Rochmawati, "Perbandingan CNN dan Bi-Lstm pada Analisis Sentimen dan Emosi Masyarakat Indonesia Di Media Sosial Twitter Selama Pandemi Covid-19 yang Menggunakan Metode," vol. 04, pp. 219–228, 2022.
- [9] T. Innovation, "Analisis Sentimen Komentar YouTube pada Program Clash of Champions Ruangguru Menggunakan Deep Learning Berbasis," vol. 04, no. 01, pp. 96–106, 2025.
- [10] A. Aljabar and A. A. A. Karim, "Analisis sentimen menggunakan algoritma lstm pada media sosial," vol. 1, no. 3, 2022.
- [11] A. S. Widagdo, K. N. Qodri, F. E. N. S, and N. A. R. P, "Analisis Sentimen Mobil Listrik di Indonesia Menggunakan Long-Short Term Memory (LSTM)," vol. 13, no. 3, pp. 416–423, 2023.
- [12] *BUKU AJAR*.
- [13] J. L. Rizky and W. Gata, "Analisis Sentimen Media Sosial Youtube Kereta Cepat (Whoosh) Menggunakan Algoritma Bidirectional-LSTM," pp. 748–761.
- [14] R. E. Putra, "Perbandingan Algoritma LSTM dan BiLSTM Untuk Analisis Sentimen Multi-Class Media Sosial Twitter," vol. 06, pp. 778–786, 2024.
- [15] E. L. Utari and S. H. Wibowo, "Analisis Komparatif Algoritma SVM, Naive Bayes, dan LSTM pada Sentimen Komentar Lagu Labour," pp. 1276–1286, 2025.