



## **Analisis Kinerja Metode Long Short-Term Memory (LSTM) dalam Klasifikasi Sentimen Ulasan Pengguna Shopee**

**Muhamatul Ifadah<sup>1</sup>, Bambang Irawan<sup>2</sup>**

<sup>1,2</sup>Program Studi Teknik Informatika, Universitas Muhadi Setiabudi, Indonesia

Email author: [muhamatulifadah15@gmail.com](mailto:muhamatulifadah15@gmail.com)<sup>1</sup>, [bambangumus@gmail.com](mailto:bambangumus@gmail.com)<sup>2</sup>

### **Article Info**

#### **Article history:**

Received Januari 3, 2025

Revised Februari 17, 2025

Accepted June 28, 2025

#### **Keywords:**

First keyword

Second keyword

Third keyword

Fourth keyword

Fifth keyword

### **ABSTRACT**

User reviews on the Shopee e-commerce platform represent an important source of information for understanding consumer perceptions of products and services. Sentiment analysis is commonly applied to classify user opinions into positive, neutral, and negative sentiment categories based on textual data. This study aims to analyze the performance of the Long Short-Term Memory (LSTM) method in sentiment classification of Shopee user reviews. The dataset used in this study consists of Indonesian-language user reviews that have undergone preprocessing stages, including case folding, text cleaning, tokenization, and stopword removal. The LSTM model was trained using preprocessed text represented as word sequences. Model performance was evaluated using overall accuracy and class-wise classification results. The experimental results indicate that the LSTM method achieved an overall accuracy of **87.62%**. In addition, the classification performance for the positive sentiment class reached **95.27%**, the neutral class achieved **4.96%**, and the negative class reached **74.26%**. These results demonstrate that the LSTM method performs well in classifying sentiment in Shopee user reviews, particularly for positive sentiment. This study is expected to provide insights and references for the application of deep learning methods in sentiment analysis of Indonesian e-commerce review data.

**Keywords:** Sentiment Analysis, LSTM, Text Classification, Shopee, Deep Learning

### **Corresponding Author:**

**Muhamatul Ifadah,**

Universitas Muhadi Setiabudi

Jl. Pangeran Diponegoro No.KM2, Rw. 11, Pesantunan, Kec. Wanasari, Kabupaten Brebes

Email: [muhamatulifadah15@gmail.com](mailto:muhamatulifadah15@gmail.com)



## **1. PENDAHULUAN**

Perkembangan pesat platform e-commerce telah mengubah perilaku konsumen dalam melakukan pembelian, di mana ulasan pengguna menjadi sumber informasi yang penting dalam menilai kualitas produk dan layanan. Ulasan pengguna memuat opini, pengalaman, serta penilaian yang mencerminkan tingkat kepuasan dan ketidakpuasan pelanggan. Shopee sebagai salah satu platform e-

commerce terbesar di Indonesia menghasilkan volume ulasan pengguna yang sangat besar dan berpotensi untuk dianalisis secara sistematis melalui pendekatan analisis sentimen.[1]

Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Herni Utami (2022) telah mengkaji analisis sentimen ulasan pengguna Shopee menggunakan metode Metode Recurrent Neural Network (RNN) dengan dataset sebanyak 1000 ulasan pengguna Shopee. Proses preprocessing dilakukan secara lengkap dengan hasil dari penelitian Herni menunjukkan performa yang tinggi di atas 80% akurasi. Namun, penelitian tersebut hanya memanfaatkan sedikit data dan belum membandingkan metode klasikal dengan deep learning secara mendalam.[2]

Penelitian ini menggunakan kombinasi metode ekstraksi fitur TF-IDF dengan Naïve Bayes serta metode deep learning LSTM pada tahap klasifikasi, sehingga memungkinkan perbandingan performa antara pendekatan klasikal dan deep learning.

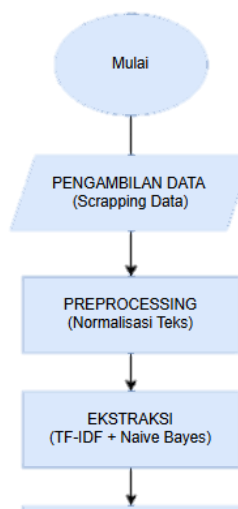
Analisis sentimen merupakan salah satu teknik text mining yang digunakan untuk mengklasifikasikan opini dalam data teks ke dalam kategori sentimen, seperti positif, netral, dan negatif.[3] Berbagai metode pembelajaran mesin dan pembelajaran mendalam telah diterapkan dalam analisis sentimen, salah satunya adalah Long Short-Term Memory (LSTM). LSTM merupakan jenis Recurrent Neural Network (RNN) yang mampu memodelkan data berurutan serta menangkap ketergantungan konteks dalam teks, sehingga banyak digunakan dalam pemrosesan bahasa alami.[4]

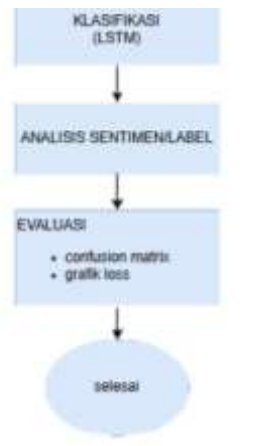
Meskipun metode LSTM telah menunjukkan kinerja yang baik dalam berbagai penelitian analisis sentimen, efektivitasnya dapat dipengaruhi oleh karakteristik dataset dan kompleksitas bahasa yang digunakan.[5] Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis kinerja metode LSTM dalam klasifikasi sentimen ulasan pengguna Shopee berbahasa Indonesia. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi empiris dalam penerapan metode pembelajaran mendalam untuk analisis sentimen pada data ulasan e-commerce di Indonesia.

## 2. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna Shopee. dataset diperoleh melalui proses web scraping dengan memanfaatkan Google Colab sebagai platform eksekusi.[6] Proses scraping dilakukan untuk mengumpulkan data ulasan pengguna terhadap aplikasi *e-commerce* Shopee yang tersedia pada Google Play Store dengan jumlah dataset kurang lebih 20000 data ulasan Shopee. Metode utama yang digunakan adalah *Long Short-Term Memory (LSTM)* sebagai model klasifikasi sentimen, dengan *Naive Bayes* sebagai metode pembanding. Tahapan penelitian disusun secara sistematis mulai dari pengumpulan data hingga evaluasi kinerja model.

### 2.1 Desain kerja





Gambar : 2.1 Tahapan Metodologi Analisis Sentimen Ulasan Shopee

### 2.2.1 Tahap Pengambilan Data

Pengambilan data dilakukan menggunakan metode *web scraping* terhadap ulasan pengguna aplikasi Shopee yang tersedia di Google Play Store.[7] Proses pengambilan data dilakukan secara otomatis menggunakan bahasa pemrograman Python pada platform Google Colab dengan rentang waktu pengambilan data tahun 2023 hingga 2025. Data yang diperoleh berupa teks ulasan dan skor penilaian pengguna, yang selanjutnya diseleksi untuk menghilangkan data duplikat dan ulasan tidak lengkap sebelum digunakan pada tahap analisis sentimen.

### 2.2.2 Tahap Preprocessing

Tahap preprocessing dilakukan untuk meningkatkan kualitas data teks dengan menerapkan normalisasi, yaitu mengubah kata tidak baku menjadi kata baku. Proses ini bertujuan mengurangi variasi penulisan dan noise pada data sehingga teks lebih konsisten dan siap diproses pada tahap selanjutnya.[8]

### 2.2.3 Tahap Ekstraksi Fitur

Tahap ekstraksi fitur bertujuan untuk mengubah data teks hasil preprocessing menjadi representasi numerik agar dapat diproses oleh model klasifikasi. Metode Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) digunakan untuk memberikan bobot pada setiap kata berdasarkan frekuensi kemunculannya dalam dokumen dan keseluruhan korpus sehingga menyoroti kata-kata yang relevan dalam analisis sentimen.[9]

### 2.2.4 Tahap Klasifikasi

Tahap klasifikasi dilakukan menggunakan model Long Short-Term Memory (LSTM) untuk mengelompokkan sentimen ulasan pengguna ke dalam kategori positif, netral, dan negatif, dengan Naive Bayes digunakan sebagai metode pembandingan.[10]

### 2.2.5 Tahap Pelabelan

Tahap pelabelan dilakukan secara otomatis berdasarkan skor ulasan, dengan skor 4–5 sebagai sentimen positif, skor 3 sebagai netral, dan skor 1–2 sebagai sentimen negatif.[11]

### 2.2.6 Tahap Evaluasi

Tahap evaluasi dilakukan untuk mengukur kinerja model klasifikasi sentimen menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score, serta didukung dengan confusion matrix dan grafik loss untuk menganalisis hasil prediksi dan kestabilan model.[12]

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1. Pengambilan Data

Pengambilan data dilakukan melalui metode *web scraping* terhadap ulasan pengguna aplikasi Shopee di Google Play Store.[13] Data yang dikumpulkan berupa teks ulasan dan skor penilaian pengguna pada periode 2023–2025, kemudian diseleksi untuk menghilangkan data duplikat dan tidak lengkap sebelum digunakan dalam penelitian. Jumlah data dalam penelitian ini sebanyak 20000 ulasan.

#### 3.2. Preprocessing

Preprocessing data merupakan tahap penting untuk mempersiapkan data teks ulasan pengguna Shopee agar dapat diproses secara optimal pada klasifikasi sentimen.[14] Data yang telah dilabeli masih mengandung noise seperti perbedaan huruf kapital, tanda baca, angka, karakter khusus, dan kata-kata umum, sehingga dilakukan serangkaian proses preprocessing yang meliputi case folding untuk menyeragamkan huruf, text cleaning untuk menghapus karakter yang tidak relevan, tokenisasi untuk memecah teks menjadi kata-kata, serta stopword removal untuk menghilangkan kata-kata umum yang tidak bermakna sentimen. Hasil preprocessing berupa data teks yang bersih dan konsisten, yang selanjutnya digunakan pada tahap ekstraksi fitur TF-IDF untuk metode Naive Bayes serta sebagai representasi urutan kata pada metode Long Short-Term Memory (LSTM). Berikut hasil dari Preprocessing.

Tabel 1. Hasil Preprocessing

No	Tahapan Preprocessing	Content	Hasil
1.	Case Folding	enak bgt kalau lagi nyari barang yg mau dibeli truss biasa dptt gratis ongkir murah murah	enak bgt kalau lagi nyari barang yg mau dibeli truss biasa dptt gratis ongkir murah murah
2.	Cleaning	enak bgt kalau lagi nyari barang yg mau dibeli truss biasa dptt gratis ongkir murah murah	enak bgt kalau lagi nyari barang yg mau dibeli truss biasa dptt gratis ongkir murah murah
3.	Tokenisasi	enak bgt kalau lagi nyari barang yg mau dibeli truss biasa dptt gratis ongkir murah murah	[enak, bgt, kalau, lagi, nyari, barang, yg, mau, dibeli, truss, biasa, dptt, gratis, ongkir, murah, murah]
4.	Stopword Removal	enak bgt kalau lagi nyari barang yg mau dibeli truss biasa dptt gratis ongkir murah murah	[enak, banget, kalau, lagi, cari, barang, yang, mau, beli, terus, biasa, dapat, gratis, ongkir, murah, murah]
5.	Normalisasi	enak bgt kalau lagi nyari barang yg mau dibeli truss biasa dptt gratis ongkir murah murah	[enak, banget, cari, barang, beli, gratis, ongkir, murah, murah]

#### 3.3 Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur pada penelitian ini menggunakan metode Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) untuk mengubah teks ulasan pengguna Shopee hasil preprocessing menjadi representasi numerik. Metode TF-IDF memberikan bobot pada setiap kata berdasarkan frekuensi kemunculan dan tingkat keunikannya dalam dokumen, sehingga kata-kata yang lebih informatif memiliki kontribusi lebih besar dalam klasifikasi sentimen, dengan jumlah fitur dibatasi sebanyak 5.000 kata paling relevan.[15] Hasil ekstraksi berupa matriks TF-IDF yang merepresentasikan setiap ulasan sebagai vektor numerik dan digunakan sebagai masukan pada metode klasifikasi Naive Bayes dan Long Short-Term Memory (LSTM). Proses ini dilakukan menggunakan fungsi TfidfVectorizer

```
# Transformasi data
X_train_tfidf = tfidf.fit_transform(X_train)
X_test_tfidf = tfidf.transform(X_test)
```

Gambar 2. Kode Program Ekstraksi Fitu

```

Shape X_train_tfidf : (15575, 5000)
Shape X_test_tfidf : (3894, 5000)

Contoh 20 fitur TF-IDF:
['0000' '0001' '0015' '03' '04122025' '0510' '06' '0633' '07' '08' '09'
 '0jd' '0rp' '10' '100' '1000' '10000' '100k' '100rb' '1010']

Contoh nilai TF-IDF (5 data pertama):
    0000 0001 0015 03 04122025 0510 06 0633 07 08 ... nya nyah \
0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 ... 0.0 0.0
1 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 ... 0.0 0.0
2 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 ... 0.0 0.0
3 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 ... 0.0 0.0
4 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 ... 0.0 0.0

    ongkir pada bagus sangat APa Barang Bisa Pengiriman
0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
1 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
2 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
3 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
4 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0

[5 rows x 5000 columns]
    
```

Gambar 3. Hasil Gambar 2. Kode Program Ekstraksi Fitu

### 3.4 Klasifikasi

Pada tahap klasifikasi, data ulasan pengguna Shopee yang telah melalui proses preprocessing dan ekstraksi fitur digunakan sebagai masukan untuk model klasifikasi sentimen. Proses klasifikasi dilakukan dengan menerapkan metode Long Short-Term Memory (LSTM) untuk mengelompokkan ulasan ke dalam kelas sentimen positif, netral, dan negatif.[16] Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi pola sentimen pada data ulasan dengan baik, yang selanjutnya menjadi dasar dalam evaluasi kinerja model pada tahap berikutnya.

Tabel 2. Hasil Prediksi Klasifikasi

No	Content	label	label_nb	label_lstm
1	Saya lebih nyaman blanja di shopee dari pada tempat lain, dan udh lama berlangganan disini	Netral	Positif	Positif
2	keren banget wajib donload bagi yg suka pesen online	Positif	Positif	Positif
3	shopee Sekarang Jelek ya Masak Daftar password Ngak bisa	Negatif	Negatif	Positif

### 3.5 Pelabelan

Tahap pelabelan dilakukan untuk memberikan kelas sentimen pada setiap data ulasan pengguna Shopee sebagai dasar dalam proses klasifikasi. Ulasan dikategorikan ke dalam tiga kelas sentimen, yaitu positif, netral, dan negatif, berdasarkan isi dan makna teks ulasan.[17] Hasil pelabelan ini menghasilkan data yang terstruktur dan siap digunakan pada proses pelatihan serta pengujian model klasifikasi sentimen.

Tabel 3. Hasil Tahap Pelabelan Data Ulasan Shopee

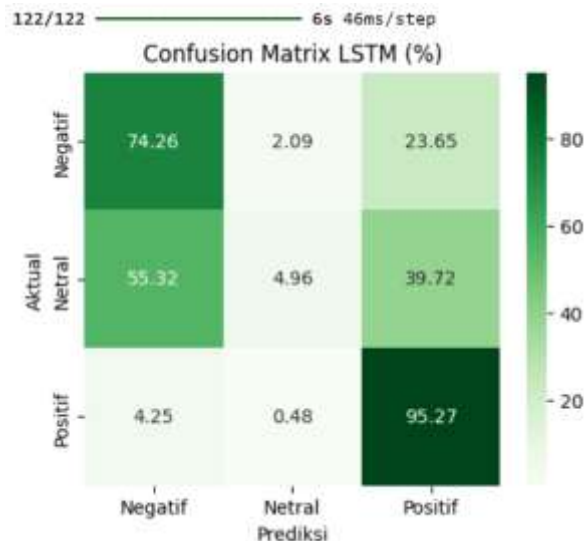
No	Content	Score	Label
1	membantu shopiing tanpa harus pergi2 dengan harga murah	5	Positif
2	lama lumayan uang penanganannya ya min hehe, tapi sejauh ini saya selalu berbelanja di shopee sih	4	Positif
3	shopee Sekarang Jelek ya Masak Daftar password Ngak bisa, Daftar nya aja sulit gak kayak Si Biru	1	Negatif
4	saye kasi bintang 3 dulu. akhir2 ini banyak barang saya yg harus dikembalikan. karna gak nyampai2. lewat dari estimasi waktu yg di janjikan.	3	Netral
5	bagaimana sih pas mau checkout layarnya putih	2	Negatif

### 3.6 Evaluasi

Tahap evaluasi dilakukan untuk menilai kinerja model Long Short-Term Memory (LSTM) dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna Shopee. Evaluasi kinerja model menggunakan metrik akurasi serta performa klasifikasi pada masing-masing kelas sentimen, yaitu positif, netral, dan negatif. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model LSTM mampu memberikan kinerja yang baik dalam klasifikasi sentimen, sehingga metode ini dapat digunakan secara efektif untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna pada platform e-commerce.[18]

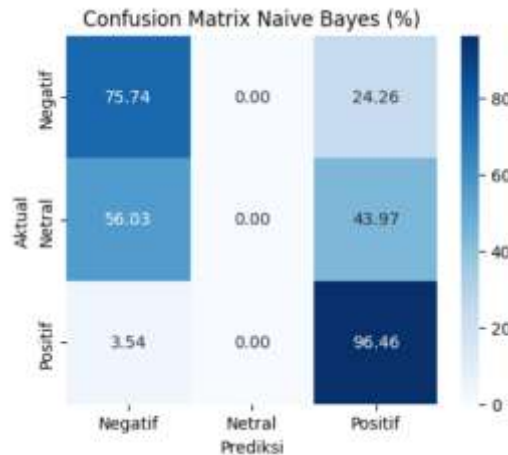
#### 3.5.1 Confusion Matrix

Berdasarkan hasil Confusion Matrix metode Long Short-Term Memory (LSTM), dapat diketahui kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna Shopee ke dalam kelas negatif, netral, dan positif.[19] Pada kelas sentimen negatif, model LSTM mampu mengklasifikasikan data dengan benar sebesar 74,26%, sementara 2,09% data salah diklasifikasikan sebagai netral dan 23,65% sebagai positif. Pada kelas netral, tingkat klasifikasi benar tergolong rendah, yaitu sebesar 4,96%, dengan sebagian besar data netral salah diklasifikasikan sebagai negatif (55,32%) dan positif (39,72%). Sementara itu, pada kelas sentimen positif, model menunjukkan kinerja yang sangat baik dengan tingkat klasifikasi benar sebesar 95,27%, sedangkan kesalahan klasifikasi ke kelas negatif dan netral masing-masing sebesar 4,25% dan 0,48%. Hasil ini menunjukkan bahwa model LSTM memiliki performa yang sangat baik dalam mengenali sentimen positif dan cukup baik pada sentimen negatif, namun masih mengalami kesulitan dalam membedakan sentimen netral.



Gambar 4. Confusion Matrix LSTM

Berdasarkan Confusion Matrix metode Naive Bayes, diketahui bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan sentimen negatif dan positif, namun kurang optimal pada sentimen netral. Pada kelas sentimen negatif, model berhasil mengklasifikasikan data dengan benar sebesar 75,74%, sementara 24,26% data salah diklasifikasikan sebagai sentimen positif dan tidak terdapat data yang diprediksi sebagai netral. Pada kelas sentimen netral, seluruh data (0,00%) tidak berhasil diklasifikasikan dengan benar, dengan 56,03% data salah diprediksi sebagai negatif dan 43,97% sebagai positif. Sementara itu, pada kelas sentimen positif, model menunjukkan kinerja sangat baik dengan tingkat klasifikasi benar sebesar 96,46%, sedangkan 3,54% data salah diklasifikasikan sebagai negatif. Hasil ini menunjukkan bahwa metode Naive Bayes cenderung efektif dalam mengenali sentimen ekstrem (positif dan negatif), tetapi kurang mampu membedakan sentimen netral.



Gambar 5. Confusion Matrix Naïve Bayes

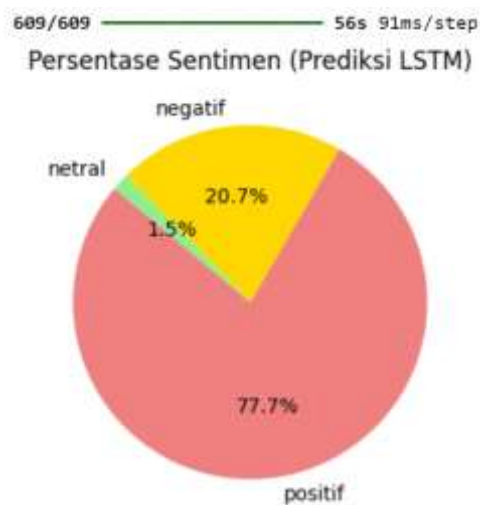
Tabel 4. Hasil Evaluasi Kinerja Model LSTM dan Naive Bayes

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
TF-IDF + LSTM	87.62%	62%	59%	59%
TF-IDF + Naïve Bayes	88.64%	56%	57%	57%

Berdasarkan hasil evaluasi kinerja, model TF-IDF + Naïve Bayes memperoleh nilai akurasi tertinggi sebesar 88,64%, sedikit lebih unggul dibandingkan model TF-IDF + LSTM dengan akurasi 87,62%. Namun demikian, model TF-IDF + LSTM menunjukkan performa yang lebih baik pada metrik precision (62%), recall (59%), dan F1-score (59%), dibandingkan dengan TF-IDF + Naïve Bayes yang masing-masing memperoleh nilai 56%, 57%, dan 57%. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun Naïve Bayes unggul secara akurasi keseluruhan, LSTM lebih konsisten dalam mengenali dan mengklasifikasikan kelas sentimen, terutama pada data yang memiliki pola kompleks. Dengan demikian, pemilihan model tidak hanya bergantung pada nilai akurasi, tetapi juga pada keseimbangan antara precision, recall, dan F1-score dalam konteks analisis sentimen.

### 3.6.2 Label & Analisis

Berdasarkan hasil prediksi menggunakan metode LSTM, sentimen positif mendominasi ulasan pengguna Shopee dengan persentase 77,7%, diikuti sentimen negatif sebesar 20,7%. Sementara itu, sentimen netral hanya mencapai 1,5%, yang menunjukkan bahwa model LSTM cenderung mengklasifikasikan ulasan ke dalam kategori sentimen yang jelas.



Gambar 6. Persentase Hasil Prediksi Sentimen oleh Model LSTM

### 3.6.3 Grafik Loss

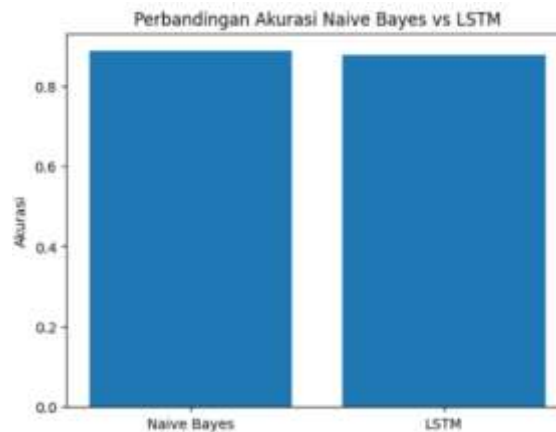
Grafik menunjukkan *train loss* LSTM menurun secara konsisten pada setiap epoch, menandakan model mampu mempelajari pola data pelatihan dengan baik. Namun, *validation loss* yang cenderung meningkat mengindikasikan adanya *overfitting*, sehingga model kurang optimal dalam melakukan generalisasi pada data validasi.



Gambar 7 Perbandingan Train Loss dan Validation Loss pada Model LSTM di Setiap Epoch

### 3.6.4 Grafik perbandingan

Grafik perbandingan akurasi menunjukkan bahwa metode Naive Bayes memperoleh nilai akurasi sebesar 88,64%, sedikit lebih tinggi dibandingkan metode Long Short-Term Memory (LSTM) dengan akurasi 87,62%. Meskipun perbedaannya relatif kecil, hasil ini menunjukkan bahwa Naive Bayes memiliki keunggulan dalam akurasi keseluruhan, sementara LSTM tetap kompetitif dan berpotensi memberikan kinerja yang lebih baik dalam menangkap pola kompleks pada data teks ulasan.



Gambar 8 Hasil Perbandingan Akurasi Naive Bayes Dan LSTM

## 4. KESIMPULAN

Penelitian ini menganalisis kinerja metode Long Short-Term Memory (LSTM) dalam klasifikasi sentimen ulasan pengguna Shopee berbahasa Indonesia serta membandingkannya dengan metode Naive Bayes berbasis TF-IDF. Berdasarkan hasil pengujian, model LSTM memperoleh akurasi sebesar 87,62% dengan nilai precision 62%, recall 59%, dan F1-score 59%.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa LSTM memiliki performa sangat baik dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan cukup baik pada sentimen negatif, namun masih kurang optimal dalam mengenali sentimen netral. Dibandingkan dengan Naïve Bayes yang memiliki akurasi sedikit lebih tinggi, LSTM menunjukkan kinerja yang lebih seimbang pada metrik evaluasi dan lebih mampu menangkap pola kompleks dalam data teks.

Dengan demikian, metode LSTM dapat digunakan secara efektif untuk analisis sentimen ulasan e-commerce. Penelitian selanjutnya disarankan untuk melakukan penyeimbangan data dan pengembangan model lanjutan guna meningkatkan kinerja klasifikasi, khususnya pada sentimen netral.

## REFERENCES

- [1] I. Azizah, I. Cholissodin, and N. Yudistira, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Shopee di Google Play menggunakan Metode Word Embedding dan Long Short Term Memory (LSTM)," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 5, pp. 2453–2459, 2023.
- [2] H. Utami, "Analisis Sentimen dari Aplikasi Shopee Indonesia Menggunakan Metode Recurrent Neural Network," *Indones. J. Appl. Stat.*, vol. 5, no. 1, p. 31, 2022, doi: 10.13057/ijas.v5i1.56825.
- [3] M. M. Cnn and R. N. N. Svm, "Analisis Sentimen Terhadap Produk Skincare," vol. 5, no. 2, pp. 125–135, 2025.
- [4] Azizah Mutiara, "Teknologi Informasi Komunikasi dan Perkembangannya. Teknologi Informasi Komunikasi Dan Perkembangannya (Perkembangan Pada TIK), 1 (1).," vol. 15, no. 2, pp. 237–246, 2020.
- [5] M. Musfiroh, A. Tholib, and Z. Arifin, "Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Aplikasi Shopee di Google Play Store Menggunakan Metode TF-IDF dan Long Short-Term Memory)," *J. Electr. Eng. Comput.*, vol. 6, no. 2, pp. 371–381, 2024, doi: 10.33650/jeecom.v6i2.8713.
- [6] A. Syah, F. Nurdiyansyah, and A. Y. Rahman, "Analisis Sentimen Aplikasi Shopee, Tokopedia, Lazada Dan Blibli Menggunakan Leksikon Dan Random Forest," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 3S1, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3s1.5155.
- [7] Gusnaeni Indah Pratiwi, Augst Nurandini, Dyessica Meizheilla, Eka Nada Rinjani, Zahra Revadinika Apriliani, and Rizki Widodo, "Analisis Sentimen Pengguna Shopee Menggunakan Lstm," *J. Informatics Interact. Technol.*, vol. 2, no. 2, pp. 384–391, 2025, doi: 10.63547/jiite.v2i2.91.
- [8] A. Nurian, M. S. Ma'arif, I. N. Amalia, and C. Rozikin, "Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Shopee Pada Situs Google Play Menggunakan Naive Bayes Classifier," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 1, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i1.3631.
- [9] D. R. Alghifari, M. Edi, and L. Firmansyah, "Implementasi Bidirectional LSTM untuk Analisis Sentimen Terhadap Layanan Grab Indonesia Bidirectional LSTM Implementation for Sentiment Analysis Against Grab Indonesia Services," *J. Manaj. Inform.*, vol. 12, pp. 89–99, 2022.
- [10] B. Lstm, D. W. Sebagai, J. Amalia, J. Pakpahan, M. Pakpahan, and Y. Panjaitan, "Model Klasifikasi Berita Palsu Menggunakan," vol. 9, no. 4, pp. 3319–3331, 2022.
- [11] S. Yahya, Z. Sitorus, M. Iqbal, D. Nasution, and ..., "Analisis Sentimen Penerapan Deep Learning dan Analisis Sentimen terhadap Gap Kompetensi Lulusan Lembaga Pendidikan dan Pelatihan Vokasi terhadap Dunia ...," *Bull. Inf. ...*, vol. 6, no. 2, pp. 0–11, 2025, doi: 10.47065/bit.v5i2.2029.
- [12] J. Cahyani, S. Mujahidin, and T. P. Fiqar, "Implementasi Metode Long Short Term Memory (LSTM) untuk Memprediksi Harga Bahan Pokok Nasional," *J. Sist. dan Teknol. Inf.*, vol. 11, no. 2, p. 346, 2023, doi: 10.26418/justin.v11i2.57395.
- [13] W. A. Wily, S. Anggai, and T. Tukiyyat, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Media Sosial X Di Play Store Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory (Lstm) Dan Gated Recurrent Unit (Gru)," *J. SISKOM-KB (Sistem Komput. dan Kecerdasan Buatan)*, vol. 9, no. 1, pp. 63–72, 2025, doi: 10.47970/siskom-kb.v9i1.875.
- [14] A. Azrul, A. Irma Purnamasari, and I. Ali, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Perkembangan Artificial Intelligence Dengan Penerapan Algoritma Long Short-Term Memory (Lstm)," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 1, pp. 413–421, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8416.
- [15] S. M. Putra and D. Sundari, "KLASIFIKASI SENTIMEN ULASAN PENGGUNA APLIKASI SHOPEE

- DENGAN ALGORITMA NAÏVE BAYES DAN ID3,” vol. 9, no. 6, pp. 9638–9643, 2025.
- [16] B. Siswoyo, N. Azka, and P. Utomo, “Pemanfaatan Machine learning untuk Klasifikasi Sentimen Pelanggan pada Media Sosial,” *Jtid) Integr. Publ. Digit.*, vol. 1, no. 1, pp. 29–34, 2025.
- [17] F. Irwannia and A. H. Lubis, “Analisis Sentimen Produk Berdasarkan Review Pelanggan Shopee Menggunakan KNN Sentiment Analysis of Shopee Product Reviews Using the K-Nearest Neighbors (KNN) Algorithm,” *J. Inform. Comput. Sci. Eng.*, vol. 3, no. October, pp. 1172–1180, 2025, [Online]. Available: <http://journal.mahesacenter.org/index.php/incodingmahesainstitut@gmail.com1>
- [18] N. F. Basri and E. Utami, “Penerapan Model Word2Vec dan LSTM dalam Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Mobile legends,” *Sist. J. Sist. Inf.*, vol. Volume 14, Nomor 2, pp. 856–871, 2025, [Online]. Available: <http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>
- [19] M. G. Nauri R, A. Sanjaya, and R. A. Ramadhani, “1969-1978+7273+Klasifikasi+Emosi+Supporter+Persebaya+Di+Twitter+Dengan+Metode+Long+Short+Term+Memory(Lstm),” *Inotek*, vol. 9, pp. 1969–1978, 2023.