

Analisis Sentimen Pengguna Shopee Menggunakan LSTM

Gusnaeni Indah Pratiwi¹, Augst Nurandini², Dyessica Meizheilla³, Eka Nada Rinjani⁴, Zahra Revadinika A⁵, Rizki Widodo⁶

^{1,2,3,4,5}Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Amikom Purwokerto

⁶Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Informatika, Universitas Telkom Purwokerto

surel:¹gusnaeniindahpratiwi@gmail.com,²ogesna@gmail.com,³dyessicameizheilla@gmail.com,⁴ekan84545@gmail.com,

⁵zahrarevadinika@gmail.com,⁶rizkiwido286@gmail.com

Info Artikel

Sejarah artikel:

Diterima 02-07-2025

Revisi 21-07-2025

Diterima 07-08-2025

Kata kunci:

Analisis sentimen

LSTM

E-commerce

Shopee

Deep learning

ABSTRAK

Perkembangan e-commerce di Indonesia telah mendorong pentingnya analisis sentimen untuk memahami kepuasan pengguna. Penelitian ini menganalisis sentimen ulasan pengguna Shopee menggunakan metode Long Short-Term Memory (LSTM) untuk mengklasifikasikan ulasan menjadi positif, negatif, dan netral. Data penelitian diperoleh melalui web scraping terhadap ulasan di Google Play Store, dengan total sampel sebanyak 3.625 ulasan yang mencakup periode 2023 hingga 2025. Proses preprocessing dilakukan dengan normalisasi teks, diikuti ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LSTM mencapai akurasi sebesar 86,48%, dengan distribusi sentimen didominasi oleh kategori positif (83%), diikuti negatif (16%), dan netral (1%). Temuan ini mengindikasikan tingkat kepuasan pengguna yang tinggi terhadap layanan Shopee, meskipun masih terdapat keluhan terkait kualitas produk dan layanan pengiriman. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem analisis sentimen berbasis deep learning serta rekomendasi bagi Shopee untuk meningkatkan kualitas layanannya.

Penulis yang sesuai:

Gusnaeni Indah Pratiwi

Program Studi Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Amikom Purwokerto

Email: gusnaeniindahpratiwi@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi yang semakin pesat telah membawa perubahan signifikan dalam pola konsumsi masyarakat, salah satunya pada aktivitas belanja online. E-commerce menjadi salah satu sektor yang berkembang sangat pesat, dengan berbagai kemudahan yang ditawarkan, seperti promo menarik, variasi produk yang luas, hingga layanan pengiriman yang cepat. Di Indonesia, salah satu platform e-commerce yang populer adalah Shopee. Banyaknya transaksi yang terjadi memunculkan ribuan ulasan dari pengguna, yang menjadi sumber informasi penting bagi perusahaan untuk mengevaluasi layanan dan memahami kepuasan pelanggan [1]. Ulasan pengguna biasanya berisi ekspresi sentimen yang dapat berupa positif, netral, maupun negatif. Analisis sentimen terhadap ulasan ini menjadi penting untuk membantu perusahaan mengetahui persepsi publik dan merumuskan strategi peningkatan layanan. Analisis sentimen sendiri merupakan metode yang digunakan untuk mengidentifikasi, mengekstrak, dan



mengklasifikasikan opini atau emosi dalam suatu teks. Tantangan utama dalam analisis sentimen adalah menangkap makna kalimat yang kompleks dan konteks yang terkandung dalam teks. Untuk itu, berbagai metode telah digunakan, mulai dari pendekatan klasikal hingga deep learning.

Salah satu metode deep learning yang banyak digunakan adalah Long Short-Term Memory (LSTM), yang merupakan varian dari Recurrent Neural Network (RNN). LSTM dirancang untuk mengatasi masalah long-term dependency pada data sekuensial, sehingga mampu mempelajari urutan kata dan konteks dalam kalimat dengan lebih baik. Sementara itu, metode klasikal seperti Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) yang dikombinasikan dengan Naïve Bayes masih sering digunakan karena sederhana dan interpretatif [2].

Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Kireyna Cindy Pradhisa (2024) telah mengkaji analisis sentimen ulasan pengguna pada dua platform besar, yaitu Shopee dan Bukalapak. Penelitian tersebut menggunakan model berbasis transformer IndoBERT dengan data sebanyak 5.000 ulasan hasil scraping pada Oktober 2023. Proses preprocessing dilakukan secara lengkap, termasuk case folding, normalisasi, filtering, dan lemmatization, serta penyeimbangan data menggunakan teknik random oversampling. Hasil penelitian Kireyna menunjukkan performa yang tinggi, dengan nilai F1-score di atas 88% untuk kedua platform. Namun, penelitian tersebut hanya memanfaatkan data pada periode tertentu dan belum membandingkan metode klasikal dengan deep learning secara mendalam [3].

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. Berbeda dengan penelitian Kireyna, penelitian ini menggunakan proses preprocessing yang lebih sederhana, yaitu hanya normalisasi kata tidak baku ke bentuk baku, dengan tujuan menilai efektivitas metode pada kondisi yang lebih praktis.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode LSTM mampu mencapai akurasi sebesar 86,48% dengan distribusi sentimen positif yang mendominasi sebesar 83%. Angka ini menunjukkan performa yang kompetitif meskipun dengan proses preprocessing yang lebih sederhana.

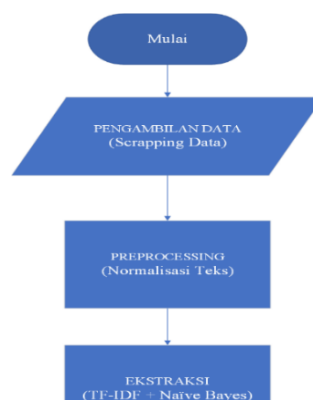
Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengimplementasikan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam menganalisis sentimen ulasan pengguna secara otomatis pada platform e-commerce, khususnya Shopee. Dengan memanfaatkan kemampuan LSTM dalam memahami konteks dan struktur urutan kata dalam teks, penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan opini pengguna ke dalam kategori sentimen positif, netral, atau negatif secara akurat. Hasil yang diperoleh diharapkan mampu memberikan wawasan terhadap persepsi pengguna serta mendukung pengambilan keputusan strategis oleh pihak perusahaan berdasarkan data opini konsumen.

2. METODE

2.1 Penjelasan terkait dataset

Pada penelitian kali ini, dataset kita peroleh melalui proses web scraping dengan memanfaatkan Google Colab sebagai platform eksekusi. Proses scraping dilakukan untuk mengumpulkan data ulasan pengguna terhadap aplikasi e-commerce Shopee yang tersedia pada Google Play Store. Dataset ini diambil dari tahun 2023-2025 dengan jumlah kurang lebih 679.500 data ulasan pengguna shopee. Data ini diambil berupa ulasan pengguna yang berisi reviewId, userName, userImage, content, score, thumbsUpCount, reviewCreatedVersion, at, replyContent, repliedAt, appVersion.

2.2 Design Kerja





Gambar 1 Alur Metodologi Analisis Sentimen Ulasan Shopee

2.2.1 Tahap Pengambilan Data

Pada tahap ini pengambilan data yang kami lakukan adalah dengan *Scrapping* data dari aplikasi *E-commerce* Shopee di Google Play Store dengan *output* berupa data ulasan. *Scrapping* sendiri merupakan metode untuk mengumpulkan informasi dari situs *web* secara otomatis tanpa perlu cara manual untuk menyalinnya [4].

2.2.2 Tahap Preprocessing

Preprocessing merupakan tahap awal dalam pengolahan data yang bertujuan untuk mengubah data mentah menjadi bentuk informasi yang lebih terstruktur, efisien, dan bermanfaat. Preprocessing yang kelompok kami lakukan yaitu Normalisasi. Normalisasi teks yang dilakukan yaitu mengubah kata tidak baku menjadi ke bentuk yang baku [5].

2.2.3 Tahap Ekstraksi Fitur

Tahap ekstraksi fitur dalam penelitian ini menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) untuk mengonversi teks ulasan pengguna Shopee ke dalam bentuk numerik. TF-IDF menetapkan bobot pada setiap kata berdasarkan frekuensinya dalam dokumen dan seluruh korpus, sehingga membantu menyoroti kata-kata yang paling relevan dalam konteks analisis sentimen. [6].

2.2.4 Tahap Klasifikasi

Pada tahap klasifikasi sentimen menggunakan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM), data teks yang telah melalui proses tokenisasi dan padding dimasukkan ke dalam layer *embedding* untuk membentuk vektor representasi kata. Vektor-vektor tersebut kemudian diproses oleh layer LSTM yang berfungsi menangkap pola dan konteks urutan kata dalam teks ulasan. Output dari LSTM dilanjutkan ke layer *Dense* dengan aktivasi *softmax* guna menghasilkan prediksi terhadap tiga kategori sentimen: positif, netral, dan negatif. Pelatihan model dilakukan dalam beberapa *epoch* menggunakan algoritma optimasi Adam dan fungsi *loss* categorical crossentropy [7].

2.2.5 Tahap Pelabelan

Penelitian ini menggunakan tiga label sentimen utama: **positif**, **negatif**, dan **netral** [8]. Label positif mencerminkan kepuasan pengguna terhadap layanan Shopee, seperti kemudahan transaksi, cepatnya pengiriman, atau kualitas produk yang memuaskan. Label negatif menunjukkan kekecewaan atau keluhan, misalnya terkait pesanan yang tidak sesuai, layanan konsumen yang kurang baik, atau proses pengembalian dana yang lambat. Sementara itu, label netral menggambarkan pernyataan informatif tanpa muatan emosional tertentu, seperti penjelasan fitur aplikasi atau pengalaman berbelanja yang disampaikan secara objektif [9].

2.2.6 Tahap Evaluasi

Evaluasi kinerja model merupakan tahapan krusial dalam menilai kemampuan model dalam mengenali pola secara tepat berdasarkan data yang dianalisis. Pada penelitian ini, proses evaluasi dilakukan dengan memanfaatkan

sejumlah metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan F1 score, serta didukung dengan visualisasi berupa grafik loss selama pelatihan dan confusion matrix untuk mengamati hasil klasifikasi secara lebih jelas.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengambilan Data

Dataset awal diperoleh melalui proses web scraping dengan memanfaatkan Google Colab sebagai platform eksekusi. Proses scraping dilakukan untuk mengumpulkan data ulasan pengguna terhadap aplikasi e-commerce Shopee yang tersedia di Google Play Store. Data dikumpulkan dari periode tahun 2023 hingga 2025 dengan total sekitar 679.500 ulasan. Setiap entri dalam dataset mencakup informasi seperti *reviewId*, *userName*, *userImage*, *content*, *score*, *thumbsUpCount*, *reviewCreatedVersion*, *at*, *replyContent*, *repliedAt*, dan *appVersion*. Setelah melalui proses praproses dan pembersihan data, jumlah data yang digunakan dalam penelitian ini menjadi sebanyak 3.625 ulasan.

3.2 Preprocessing

Preprocessing yang dilakukan yaitu Normalisasi. Normalisasi teks yang dilakukan yaitu mengubah kata tidak baku menjadi ke bentuk yang baku. Berikut adalah hasil dari Preprocessing Normalisasi.

Tabel 1. Hasil Preprocessing

No	Content	Normalisasi
1	gajadi, aneh sistemnya, ngajuin pengembalian, bukti udh valid, malah di tolak, kocak, mending online shop sebelah, ngehargain pembeli	tidak jadi aneh sistemnya mengajukan pengembalian bukti sudah valid malah di tolak kocak mending online shop sebelah ngehargain pembeli
2	sukak belanja di shopee soalnya bisa cod dann ngga pelit koin	suka belanja di shopee soalnya bisa cod dann tidak pelit koin
3	Suka bgtt karna sering dpt gratis ongkir dan voucher belanja alhasil barang yang harganya belasan sampai puluhan ribu jadi cuma duaribuan bahkan ga nyampe dia ribu, dan di Shopee barang nya lengkap + murah murah bgt, klo ad barang yang belum sampai bisa dapat voucher belanja 10k sukaaaaa bgttt sama Shopee	suka banget karena sering dapat gratis ongkir dan voucher belanja alhasil barang yang harganya belasan sampai puluhan ribu jadi cuma duaribuan bahkan tidak sampai dia ribu dan di shopee barang ya lengkap murah murah sekali kalau ada barang yang belum sampai bisa dapat voucher belanja ke sukaaaaa banget sama shopee

3.3 Ekstraksi Fitur

Tahap ekstraksi fitur dalam penelitian ini menerapkan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) untuk mengonversi teks ulasan pengguna Shopee yang telah dinormalisasi menjadi bentuk numerik. TF-IDF menetapkan bobot pada setiap kata berdasarkan frekuensinya di satu dokumen dibandingkan dengan seluruh korpus, sehingga memungkinkan identifikasi kata-kata yang paling signifikan dalam konteks analisis sentimen. Proses ini dilakukan menggunakan fungsi *TfidfVectorizer* dari pustaka *scikit-learn*.

```
# =====
# 3. TF-IDF + NAIVE BAYES
# =====
vectorizer = TfidfVectorizer()
X_tfidf = vectorizer.fit_transform(df['cleaned'])
```

Gambar 2. Kode Program Esktraksi Fitu

Index	aaku	abal	abalabal	abalmemesahkan	abalnya	abaltolong	abang	abisada	acara	acc	account	accz	ada	adakan	adain	adakrn	adalah	adamakasih	adanya	adatolon
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
2	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
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Gambar 3. Hasil Ekstraksi Fitur

3.4 Klasifikasi

Dalam tahap klasifikasi, penelitian ini menggunakan dua pendekatan yaitu *Multinomial Naive Bayes* dan *Long Short-Term Memory* (LSTM). Model Naive Bayes mengandalkan representasi numerik dari teks hasil ekstraksi fitur TF-IDF, sementara LSTM memproses urutan token melalui layer embedding untuk menangkap konteks kata. Kedua algoritma digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna Shopee ke dalam tiga kelas: positif, netral, dan negatif. Model LSTM menunjukkan kecenderungan dominan terhadap prediksi sentimen positif, yang dapat mencerminkan distribusi data pelatihan atau pola yang dipelajari selama proses training.

Tabel 2. Hasil Prediksi Klasifikasi

No	Content	label	label_nb	label_lstm
1	Agak banyak penipuan sih kasih 3 aja karna pernah beli di sini dan TOLONG DIPERBAIKI PENIPUANNYA	Netral	Positif	Negatif
2	Agak kecewa karna sekarang lebih banyak menggunakan expedisi SPX sedangkan diwilayah saya tidak ada kantor expedisi tersebut, saat ingin merubah jasa pengiriman ke J&T atau JNE malah tidak bisa krna tidak ada pilihan, jika bisa mohon diperbaiki seperti semula yg dimana kita bisa memilih Expedisi sesuai yg kita ingin kan/ yg ada diwilayah tempat tinggal kita masing2, sehingga mudah bagi kita yang ingin berbelanja menggunakan aplikasi shopee ini,krna tidak disemua wilayah ada kantor Expedisi SPX	Positif	Positif	Positif
3	Akan saya download lagi.. Karna sebelum nya saya tdk bisa bikin akun.. karna kode otp nya nggak pernah d kirim ke nomor hp saya.	Negatif	Positif	Negatif

3.5 Pelabelan

Pelabelan data dalam penelitian ini dilakukan secara otomatis berdasarkan skor ulasan pengguna yang diperoleh dari Google Play Store. Ulasan dengan skor 4 dan 5 dikategorikan sebagai sentimen positif, skor 3 sebagai netral, sedangkan skor 1 dan 2 sebagai negatif. Metode ini digunakan untuk mengubah data numerik menjadi label sentimen yang sesuai, yang kemudian dijadikan sebagai target dalam proses klasifikasi oleh model. Label hasil pelabelan disimpan dalam kolom khusus dan digunakan sebagai referensi utama dalam tahap pelatihan dan evaluasi model klasifikasi [10].

Tabel 3. Hasil Tahap Pelabelan Data Ulasan Shopee

No	Content	Score	Label
1	barang sesuai pesanan tepat waktu dan kurir baik rekomended untuk kamu	5	Positif
2	belanja dengan mudah	4	Positif
3	tunggu sampai lama di sayangkan kurir buruk keterangan menuju alamatmu tapi kabar chat wa dari kurir tidak ada haduh jadi ikutan stres menunggu kurir	1	Negatif
4	kenapa akhir ini kalau buka shopee langsung di arahin ke videolive streaming ganggu sekali terus kalau sudah keluar dari fitur itu suara dari videonya tetap adatolong perbakin soalnya ganggu kalau langsung di arahin ke videolive streaming sudah coba hapus cache terus update aplikasi tetap tidak berubah tetap di arahin ke videolive streaming	3	Netral
5	bagaimana sih pas mau checkout layarnya putih	2	Negatif

3.6 Evaluasi

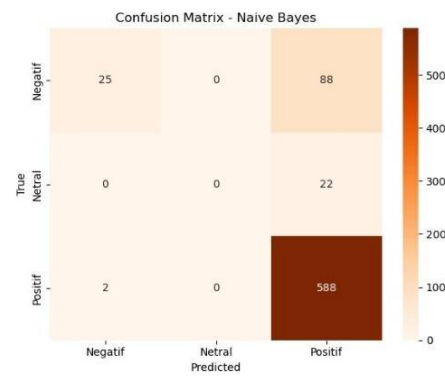
Setelah menyelesaikan semua tahap yang berada di atas, selanjutnya adalah tahap evaluasi. Pada evaluasi model, kinerja model akan diukur melalui serangkaian metrik, seperti accuracy, recall, precision, F1-score, confusion matrix, dan grafik akurasi loss [11].

3.6.1 Confusion Matrix

Berdasarkan confusion matrix Naive Bayes, diperoleh dari hasil ekstraksi fitur TF-IDF dan algoritma Naive Bayes. Terlihat bahwa model memiliki kecenderungan yang kuat untuk memprediksi kelas Positif. Dari 113 data dengan label Negatif, hanya 25 data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar, sementara sisanya sebanyak 88 data justru diprediksi sebagai Positif. Seluruh data dengan label Netral (22 data) juga tidak ada yang berhasil dikenali dengan benar, karena semuanya diprediksi sebagai Positif. Sementara itu, performa pada kelas Positif cukup baik, di mana dari 590 data, sebanyak 588 data berhasil diklasifikasikan dengan benar dan hanya 2 data yang salah diprediksi sebagai Negatif. Hasil ini menunjukkan bahwa model cenderung bias terhadap kelas Positif, sehingga performa untuk

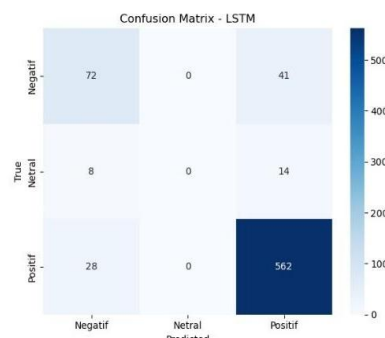


kelas Negatif dan Netral masih perlu ditingkatkan, misalnya dengan penyeimbangan data, pengoptimalan parameter, atau penggunaan teknik fitur yang lebih kompleks agar model dapat lebih akurat dalam membedakan ketiga kelas sentimen [12].



Gambar 4. Confusion Matrix Naïve Bayes Data Ulasan Shopee

Berdasarkan confusion matrix klasifikasi LSTM, menunjukkan performa yang baik. Pada kelas Negatif, sebanyak 72 data berhasil diklasifikasikan dengan benar, sedangkan 41 data masih salah diprediksi sebagai Positif. Untuk kelas Netral, sebanyak 14 data terprediksi dengan benar dan 8 data salah diprediksi sebagai Negatif. Sementara itu, pada kelas Positif, sebanyak 562 data berhasil diklasifikasikan dengan benar, sedangkan 28 data salah diprediksi sebagai Negatif. Hasil ini menunjukkan bahwa LSTM mampu mengenali kelas Negatif dan Netral dengan lebih baik, meskipun masih terdapat kesalahan prediksi terutama pada kelas Negatif yang sebagian besar masih terklasifikasi sebagai Positif. Secara keseluruhan, model LSTM memperlihatkan kinerja yang lebih seimbang dalam mendeteksi ketiga kelas sentimen dibandingkan metode sebelumnya, sehingga dapat dikatakan lebih efektif dalam menangkap pola konteks dari data teks [13].



Gambar 5. Confusion Matrix LSTM Data Ulasan Shopee

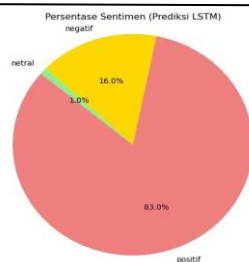
Tabel 4. Hasil Evaluasi Kinerja Model Naive Bayes dan LSTM

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
TF-IDF + Naïve Bayes	84.55%	58.94%	40.59%	42.33%
LSTM	86.48%	67.67%	55.48%	55.18%

Berdasarkan evaluasi model diatas, bahwa LSTM menunjukkan performa superior dibandingkan TF-IDF + Naïve Bayes. Model LSTM mencapai akurasi 86.48%, precision 67.67%, recall 55.48%, dan F1-Score 55.18%. Sementara itu, model Naïve Bayes hanya mencapai akurasi 84.55% dengan precision yang relatif rendah (58.94%) dan recall terbatas (40.59%) [14].

3.6.2 Label & Analisis

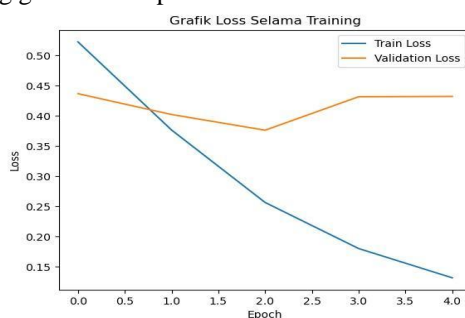
Distribusi sentimen dari 3.625 ulasan Shopee didominasi oleh kategori positif (83.0%), diikuti negatif (16.0%) dan netral (1.0%). Dominasi sentimen positif mencerminkan kepuasan mayoritas pengguna terhadap layanan Shopee, terutama dalam aspek kemudahan transaksi dan efisiensi belanja online. Sentimen negatif terutama disebabkan oleh tiga isu kritis: (1) ketidaksesuaian kualitas produk, (2) keterlambatan pengiriman, dan (3) layanan pelanggan yang tidak responsif. Sementara itu, persentase netral yang sangat minor (1.0%) menunjukkan ulasan cenderung bersifat subjektif (puas/tidak puas), dengan hampir tidak ada tanggapan yang benar-benar netral [15].



Gambar 6. Persentase Hasil Prediksi Sentimen oleh Model LSTM

3.6.3 Grafik Loss

Untuk melihat seberapa konsisten kebaikan model yang dibangun, maka kita akan melihat seberapa unggul LSTM terutama terletak pada kemampuannya menangkap konteks berurutan (*sequential pattern*) dalam teks ulasan pendek, sehingga lebih akurat mengidentifikasi sentimen positif tanpa kesalahan prediksi yang signifikan. Namun, fluktuasi *validation loss* (44% → 38% → 44%) mengindikasikan gejala *overfitting* ringan, di mana model terlalu adaptif pada data latih namun kurang generalisatif pada data baru.



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

4. KESIMPULAN

Penelitian ini dilaksanakan melalui enam tahapan inti, dimulai dari pengambilan data ulasan pengguna Shopee yang diperoleh melalui teknik *scraping* dari Google Play Store. Data yang dikumpulkan kemudian menjalani proses *preprocessing* dengan teknik normalisasi untuk menyalurkan penggunaan kata tidak baku menjadi kata baku. Tahap berikutnya adalah ekstraksi fitur dengan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF), yang mengubah teks menjadi representasi numerik berbobot. Untuk klasifikasi sentimen, digunakan model *Long Short-Term Memory* (LSTM) yang mengandalkan proses tokenisasi, *embedding*, serta pemrosesan urutan kata guna menghasilkan prediksi sentimen. Label sentimen ditentukan berdasarkan skor ulasan, dengan klasifikasi ke dalam tiga kategori: positif, netral, dan negatif. Evaluasi model dilakukan dengan sejumlah metrik seperti akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*, serta didukung visualisasi berupa grafik *loss* dan *confusion matrix* untuk menilai performa secara komprehensif.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa LSTM memiliki kinerja yang lebih unggul dibandingkan pendekatan TF-IDF dengan algoritma Naive Bayes. LSTM mencapai akurasi 86,48%, *precision* 67,67%, *recall* 55,48%, dan *F1-score* 55,18%, sedangkan Naive Bayes mencatat akurasi 84,55% dengan nilai metrik yang lebih rendah. Berdasarkan analisis *confusion matrix*, model Naive Bayes cenderung bias terhadap kelas positif dan kurang mampu mengenali sentimen netral, sementara LSTM dapat mengklasifikasikan ketiga kelas secara lebih proporsional. Dari distribusi sentimen, sebagian besar ulasan (83%) tergolong ke dalam kategori positif, mencerminkan tingkat kepuasan pengguna terhadap layanan Shopee. Meski demikian, fluktuasi *validation loss* menunjukkan indikasi *overfitting* ringan pada model LSTM, sehingga masih diperlukan upaya optimalisasi untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model.

REFERENSI

- [1] Alfandi Safira and F. N. Hasan, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Paylater Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *Zo. J. Sist. Inf.*, vol. 5, no. 1, pp. 59–70, 2023, doi: 10.31849/zn.v5i1.12856.
- [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] K. Cindy Pradhisa and R. Fajriyah, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna E-commerce di Google Play Store Menggunakan Metode IndoBERT," *Technol. Sci.*, vol. 6, no. 1, pp. 92–104, 2024, doi: 10.47065/bits.v6i1.5247.
- [4] A. Saputra, R. C. Sigitta Hariyono, and N. M. Saraswati, "Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi MyPertamina Menggunakan Algoritma Bidirectional Long Short Term Memory," *J. Eksplora Inform.*, vol. 13, no. 2, pp. 156–163, 2024, doi: 10.30864/eksplora.v13i2.973.
- [5] F. S. Yelvita, "Analisis Kepuasan Pelanggan Pada Pelayanan E-Commerce Tokopedia Dan Shopee Pada Twitter Menggunakan Recurrent Neural Network," *γ787*, vol. 7, no. 8.5.2017, pp. 2003–2005, 2022, [Online]. Available: www.aging-us.com
- [6] T. Akhir, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Traveloka di Google Play Store Menggunakan LSTM Program Studi Sarjana Informatika Fakultas Informatika Universitas Telkom Bandung," 2023.
- [7] 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.
- [8] P. Ayuningtyas, S. Khomsah, and S. Sudianto, "Pelabelan Sentimen Berbasis Semi-Supervised Learning menggunakan Algoritma LSTM dan GRU," *JISKA (Jurnal Inform. Sunan Kalijaga)*, vol. 9, no. 3, pp. 217–229, 2024, doi: 10.14421/jiska.2024.9.3.217-229.
- [9] A. Faadilah, "Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Tokopedia di Google Play Store Menggunakan Metode Long Short Term Memory," pp. 1–46, 2020.
- [10] D. R. Alghifari, M. Edi, and L. Firmansyah, "Implementasi Bidirectional LSTM untuk Analisis Sentimen Terhadap Layanan Grab Indonesia," *J. Manaj. Inform.*, vol. 12, no. 2, pp. 89–99, 2022, doi: 10.34010/jamika.v12i2.7764.
- [11] Romario Onsu, Daniel Febrian Sengkey, and Feisy Diane Kambey, "Implementasi Bi-Lstm Dengan Ekstraksi Fitur Word2Vec Untuk Pengembangan Analisis Sentimen Aplikasi Identitas Kependudukan Digital," *J. Teknol. Terpadu*, vol. Vol. 10 No. 1, no. 1, pp. 46–55, 2024.
- [12] W. Wardianto, F. Farikhin, and D. M. Kusumo Nugraheni, "Analisis Sentimen Berbasis Aspek Ulasan Pelanggan Restoran Menggunakan LSTM Dengan Adam Optimizer," *JOINTECS (Journal Inf. Technol. Comput. Sci.)*, vol. 8, no. 2, p. 67, 2023, doi: 10.31328/jointecs.v8i2.4737.
- [13] F. Fitroh and F. Hudaya, "Systematic Literature Review: Analisis Sentimen Berbasis Deep Learning," *J. Nas. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 9, no. 2, pp. 132–140, 2023, doi: 10.25077/teknosi.v9i2.2023.132-140.
- [14] G. A. Lustiansyah, D. Widiyanto, and B. T. Wahyono, "Menggunakan Metode Long Short Term Memory," *Senamika*, pp. 630–639, 2022.
- [15] Tania Puspa Rahayu Sanjaya, Ahmad Fauzi, and Anis Fitri Nur Masruriyah, "Analisis sentimen ulasan pada e-commerce shopee menggunakan algoritma naive bayes dan support vector machine," *INFOTECH J. Inform. Teknol.*, vol. 4, no. 1, pp. 16–26, 2023, doi: 10.37373/infotech.v4i1.422.