

ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGUNJUNG VILLA MENGGUNAKAN ALGORITMA LSTM DAN EKSTRAKSI WORD2VEC

Restu Gede Purnama^{1*}, Asriyanik², Prajoko³

^{1,2,3}Universitas Muhammadiyah Sukabumi, Jl. R. Syamsudin, SH. No. 50
Kota Sukabumi, Jawa Barat 43113, Telp. (0266) 218345

Keywords:

Analisis Sentimen;
LSTM;
Word2Vec;
Deep Learning;
CRISP-DM.

Correspondent Email:

restumelenoy83@ummi.ac.id

Abstrak. Menganalisis ulasan teks tidak terstruktur di platform digital menghadirkan tantangan pemrosesan bahasa alami yang signifikan akibat bahasa gaul, kesalahan ketik, dan ambiguitas konteks. Penelitian ini mengevaluasi algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) dengan ekstraksi Word2Vec untuk analisis sentimen ulasan akomodasi pariwisata. Menggunakan kerangka kerja CRISP-DM, pengumpulan data primer dilakukan dengan mengekstraksi 19.134 ulasan mentah secara masif dari platform Traveloka dan Google Maps. Dataset diseimbangkan menjadi 7.188 data. Untuk mengatasi kompleksitas bahasa, tahap prapemrosesan teks secara strategis mempertahankan kata negasi dan menormalisasi bahasa gaul. Istilah Out-of-Vocabulary (OOV) dipetakan menjadi vektor nol guna menjaga integritas sekuensial LSTM, dilanjutkan dengan pembagian data uji (data split). Hasil pengujian dengan Confusion Matrix menunjukkan model LSTM mencapai akurasi keseluruhan sebesar 85,40%, serta nilai rata-rata makro untuk precision 86%, recall 85%, dan F1-Score 85%. Kinerja ini membuktikan keandalan model dalam mengatasi ambiguitas sentimen. Model terbaik ini kemudian diimplementasikan ke dalam purwarupa aplikasi berbasis web untuk memfasilitasi analisis sentimen massal secara otomatis.



Copyright © 2026 The Author(s),
Published by Jurnal Informatika
dan Teknik Elektro Terapan. This
is an open-access article
distributed under the terms of the
Creative Commons Attribution-
NonCommercial 4.0 International
License (CC BY-NC 4.0).

Abstract. Analyzing unstructured text reviews on digital platforms presents a significant natural language processing challenge due to slang, typographical errors, and contextual ambiguity. This study evaluates the Long Short-Term Memory (LSTM) algorithm combined with Word2Vec extraction for sentiment analysis on accommodation reviews. Following the CRISP-DM framework, primary data collection was conducted by massively extracting 19,134 raw reviews from Traveloka and Google Maps. The dataset was balanced to 7,188 records. To address language complexities, text preprocessing strategically retained negation words and normalized slang. Out-of-vocabulary (OOV) terms were handled using zero-vector mapping to preserve LSTM sequential integrity, followed by the data splitting process. Evaluated using a Confusion Matrix, the LSTM model demonstrated robust performance, achieving 85.40% overall accuracy, with macro-average values of 86% precision, 85% recall, and 85% F1-Score. This performance proves the model's reliability in overcoming sentiment ambiguity. The best model was then implemented into a web-based prototype to facilitate automated batch sentiment analysis.

1. PENDAHULUAN

Pertumbuhan pesat platform digital telah menghasilkan lonjakan data teks tidak

terstruktur berupa ulasan daring pelanggan. Dalam industri pariwisata, ulasan ini menjadi sumber informasi krusial yang membentuk

persepsi nilai dan citra destinasi [1]. Menganalisis ribuan data teks yang mengandung opini secara manual sangat tidak efisien dan rentan bias, sehingga membutuhkan pendekatan komputasi cerdas menggunakan *Natural Language Processing* (NLP) [2].

Penelitian terdahulu telah membuktikan bahwa pemanfaatan *Machine Learning* efektif dalam mengklasifikasikan opini publik, seperti penggunaan Naïve Bayes pada sentimen kinerja institusi [3] dan opini publik [4]. Namun, ulasan spesifik di platform akomodasi didominasi oleh bahasa gaul, kesalahan ketik (*typo*), serta kalimat kontradiktif yang mencampur sentimen positif dan negatif sekaligus. Algoritma konvensional dengan pendekatan *Bag-of-Words* sering kali mengalami penurunan akurasi drastis karena gagal memahami keterkaitan antar kata dalam kalimat yang panjang [5].

Untuk menjembatani kesenjangan (*research gap*) tersebut, pendekatan *Deep Learning* menggunakan *Long Short-Term Memory* (LSTM) dinilai jauh lebih tangguh dalam menangkap dependensi urutan kata jangka panjang [6]. Kinerja LSTM dapat ditingkatkan secara signifikan apabila dikombinasikan dengan teknik ekstraksi fitur vektor kata seperti *Word2Vec* [7], yang krusial dalam memetakan makna semantik kata pada teks informal.

Kebaruan (*novelty*) dari penelitian ini terletak pada pemodelan sentimen berbasis LSTM dan *Word2Vec* menggunakan korpus primer berskala besar. Data dikumpulkan tidak hanya dari lingkup lokal, tetapi diekstraksi secara masif melintasi berbagai wilayah di Indonesia melalui platform Traveloka, lalu digabungkan dengan data ulasan kawasan wisata Curug Sawer dan Situgunung dari Google Maps. Strategi prapemrosesan difokuskan pada pemertahanan kata negasi dan pemetaan *Out-of-Vocabulary* (OOV) menjadi vektor nol. Penelitian ini bertujuan untuk merancang algoritma klasifikasi dengan akurasi tinggi dan menyebarkannya (*deployment*) menjadi purwarupa dasbor otomatis evaluasi bisnis.

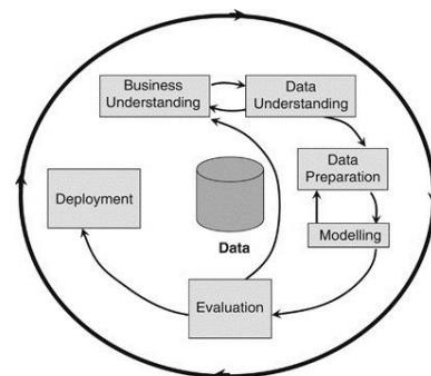
2. TINJAUAN PUSTAKA

Analisis sentimen merupakan studi komputasi untuk mengekstraksi dan mengklasifikasikan opini dari teks ke dalam polaritas tertentu [8]. Dalam domain NLP, teks

tidak terstruktur harus dikonversi menjadi representasi matematis. *Word Embedding* seperti Word2Vec memetakan kata ke dalam ruang vektor berdimensi padat, di mana kata dengan makna serupa memiliki kedekatan jarak vektor [7]. Representasi ini sangat krusial sebelum diproses oleh arsitektur saraf tiruan. Algoritma LSTM memecahkan masalah *vanishing gradient* pada RNN tradisional melalui mekanisme *forget*, *input*, dan *output gates*, sehingga model mampu "mengingat" kata di awal kalimat untuk menyimpulkan sentimen di akhir kalimat [6].

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan kerangka kerja *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) yang terstruktur untuk menjamin validitas rekayasa data [9].



Gambar 1. Alur Tahapan Penelitian Metode CRISP-DM

Sumber: Kalaidopoulou et al., 2017

3.1. Pengumpulan dan Penyeimbangan Data

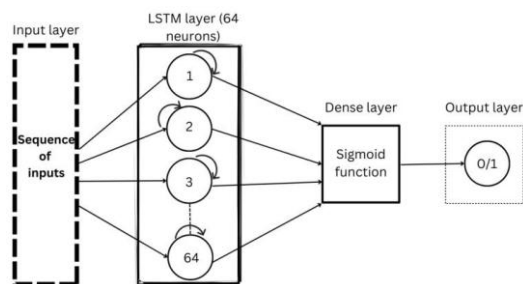
Pengumpulan data primer dilakukan melalui *web scraping*. Korpus teks ditarik secara luas dari platform Traveloka (pengayaan data dari 12 entitas akomodasi lintas kota) dan Google Maps (13 entitas villa di Curug Sawer dan Situgunung). Terkumpul 19.134 ulasan mentah. Pelabelan sentimen dikonversi secara biner: skor $\leq 6,9$ diklasifikasikan sebagai Negatif, dan skor $\geq 7,0$ sebagai Positif. Melalui *undersampling* pada kelas mayoritas, dataset diseimbangkan menjadi 7.188 baris ulasan. Batasan pemodelan menetapkan bahwa kalimat ambigu atau kontradiktif dinilai secara biner utuh berdasarkan bobot dominan, tanpa pemecahan aspek (*Aspect-Based*).

3.2. Prapemrosesan dan Ekstraksi Fitur

Tahap pembersihan meliputi noise removal, case folding, tokenizing, dan normalisasi leksikal bahasa slang [15]. Pendekatan khusus diterapkan pada stopwords removal dengan mengecualikan kata negasi guna menjaga polaritas semantik asli [10]. Teks berimbuhan dipotong menggunakan algoritma Sastrawi [11]. Seluruh token dipetakan menjadi vektor berdimensi 100 menggunakan Word2Vec yang dilatih dari awal (from scratch). Kata-kata di luar kosakata (OOV) dipetakan sebagai vektor nol. Setelah proses Word2Vec selesai secara komprehensif, dataset dibagi (Data Split) dengan rasio 80% data latih dan 20% data uji.

3.3. Arsitektur Model LSTM

Struktur jaringan saraf dibangun dengan susunan hierarkis yang dioptimasi untuk teks sekuensial.



Gambar 2. Arsitektur Jaringan LSTM

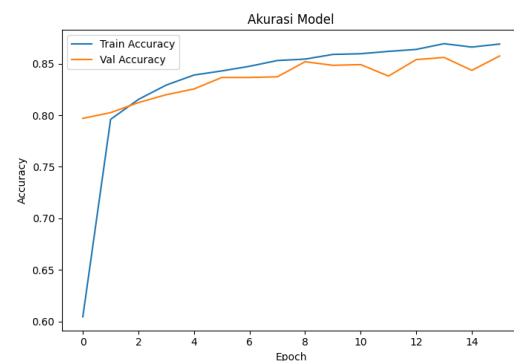
Spesifikasi lapisan meliputi: Embedding Layer (panjang maksimal 100 token, bobot dari Word2Vec); LSTM Layer 128 unit; Dropout Layer (0,5); Dense Layer 64 unit (aktivasi ReLU); Dropout Layer (0,3); dan Output Layer 1 unit (aktivasi Sigmoid). Pelatihan menggunakan Binary Crossentropy, optimizer Adam (laju pembelajaran 0,0005), batch size 64, maksimal 20 epoch, dengan mekanisme Early Stopping (patience = 3).

Pelatihan model dijalankan menggunakan optimizer Adam (*learning rate* 0,0005) dan Loss Function Binary Crossentropy. Parameter Batch Size diatur sebesar 64 iterasi dengan maksimal 20 epochs. Mekanisme Early Stopping (*patience* = 3) diterapkan untuk memantau nilai val_loss.

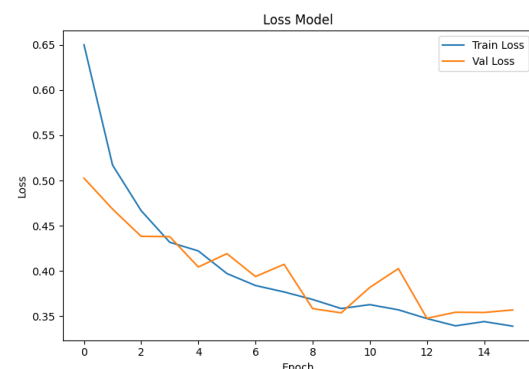
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil Pelatihan dan Pengujian Komputasi

Proses pelatihan model LSTM terhenti secara prematur pada epoch ke-16 berkat fungsi *Early Stopping*, yang mendeteksi ketiadaan penurunan val_loss selama tiga iterasi berturut-turut. Algoritma kemudian secara otomatis mengembalikan bobot terbaik dari epoch ke-13 yang mencatatkan nilai kerugian validasi terendah, yakni 0,3478.

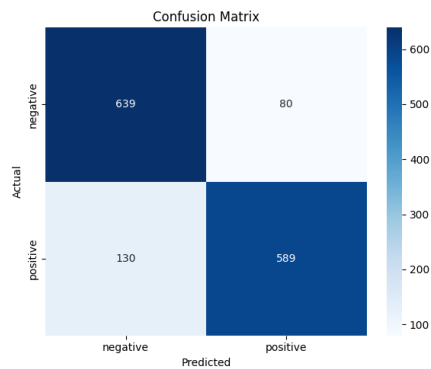


Gambar 3. Grafik Metrik Pelatihan Model (Accuracy)



Gambar 4. Grafik Metrik Pelatihan Model (Loss)

Grafik pelatihan menunjukkan tren peningkatan akurasi (Train Accuracy) yang stabil dari 60% hingga mencapai ~87%, yang selaras dengan Akurasi Validasi di angka 85,4%. Kedekatan metrik antara nilai latih dan validasi ini membuktikan konfigurasi Dropout bekerja efektif dalam meredam ancaman overfitting.



Gambar 5. *Confusion Matrix* Hasil Klasifikasi Sentimen Menggunakan Model LSTM

Evaluasi terhadap 1.438 data uji menggunakan Confusion Matrix memvalidasi tingkat akurasi keseluruhan sebesar 85,40%. Model berhasil mengenali 639 True Negative dan 589 True Positive. Berdasarkan parameter metrik lanjutan, model mencatatkan nilai rata-rata makro (macro average) untuk precision 86%, recall 85%, dan F1-Score 85%. Tingginya nilai harmonik sentimen ini mengonfirmasi bahwa arsitektur LSTM tidak memiliki bias terhadap salah satu kelas berkat kualitas dataset yang berimbang (balanced).

4.2. Analisis Kesalahan (Error Analysis)

Meskipun hasil metrik kuantitatif tergolong tinggi, masih terdapat sekitar 14,6% data anomali yang luput dari presisi model. Tabel 2 membedah akar penyebab kesalahan klasifikasi tersebut secara kualitatif.

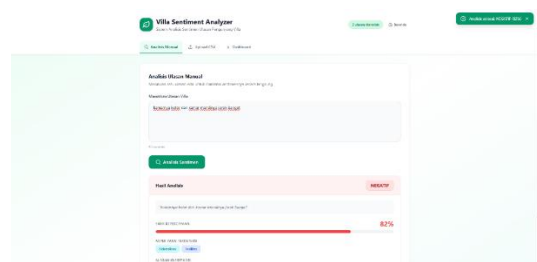
Tabel 2. Ringkasan Analisis Kesalahan (*Error Analysis*)

Jenis Kasus	Pola Kesalahan Utama	Contoh Ulasan	Kutipan
False Negative (Positif ditebak Negatif)	Pelemahan bobot. Kata "sedikit" mereduksi bobot frasa negatif di belakangnya.	"Tempat yang bagus untuk staycation bersama keluarga dengan kamar dengan view laut."	
False Positive (Negatif ditebak Positif)	Keluhan implisit / sarkasme. Kata positif mendominasi anomali rating rendah.	"Hotel nyaman, view kamar ke gunung... namun makanannya kurang memuaskan."	

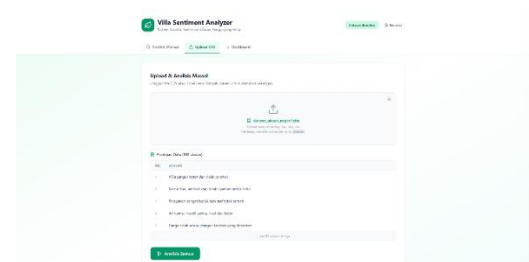
Kegagalan algoritma umumnya bermuara pada struktur kalimat kontrasif yang ekstrem, di mana memori cell LSTM kehilangan sensitivitas terhadap struktur klausa di akhir teks. Selain itu, pemetaan OOV menjadi vektor nol terbukti menyelamatkan sekuensial kalimat secara mayoritas, walau terpaksa menghilangkan makna leksikal dari bahasa serapan asing yang hanya muncul sesekali (seperti "staycation").

4.3. Implementasi Sistem (Deployment)

Sebagai solusi atas asimetri informasi yang menjadi rumusan masalah bisnis, model terbaik ini diimplementasikan ke dalam Web Application bernama "Villa Sentiment Analyzer".



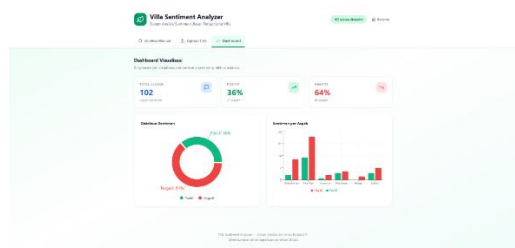
Gambar 6. Tampilan Fitur Analisis Ulasan Manual



Gambar 7. Tampilan Antarmuka Upload Data Massal

ID	Sentiment	Words
1	Positif	Tempat wisata yang indah
2	Positif	Tempat wisata yang indah
3	Positif	Tempat wisata yang indah
4	Positif	Tempat wisata yang indah
5	Positif	Tempat wisata yang indah
6	Positif	Tempat wisata yang indah
7	Positif	Tempat wisata yang indah
8	Positif	Tempat wisata yang indah
9	Positif	Tempat wisata yang indah
10	Positif	Tempat wisata yang indah
11	Positif	Tempat wisata yang indah
12	Positif	Tempat wisata yang indah
13	Positif	Tempat wisata yang indah
14	Positif	Tempat wisata yang indah
15	Positif	Tempat wisata yang indah
16	Positif	Tempat wisata yang indah
17	Positif	Tempat wisata yang indah
18	Positif	Tempat wisata yang indah
19	Positif	Tempat wisata yang indah
20	Positif	Tempat wisata yang indah

Gambar 8. Tampilan Hasil Analisis Massal dan Ekspor Data



Gambar 9. Tampilan Dashboard Visualisasi Sentimen

Sistem deployment ini memfasilitasi tiga fitur cerdas:

- Analisis Ulasan Manual:** Klasifikasi probabilitas seketika terhadap input kalimat bebas secara *real-time*.
- Upload & Analisis Massal:** Pemrosesan otomatis skala besar (*batch processing*) melalui berkas .csv atau .xlsx yang berisi ratusan ulasan mentah hasil ekstraksi.
- Dashboard Visualisasi:** Ekstraksi intelijensi bisnis (*Business Intelligence*) yang memecah agregasi sentimen ke dalam enam aspek kritis layanan: Kebersihan, Fasilitas, Suasana, Pelayanan, Harga, dan Lokasi.

Hal ini memberikan instrumen evaluasi yang sangat objektif dan aplikatif bagi pengelola layanan akomodasi wisata.

5. KESIMPULAN

- Penelitian ini berhasil merancang model analisis sentimen otomatis menggunakan algoritma LSTM dan Word2Vec yang

terbukti tangguh memproses kompleksitas bahasa informal Indonesia. Model dilatih menggunakan korpus masif sejumlah 19.134 ulasan mentah yang diseimbangkan menjadi 7.188 data dari platform Traveloka dan Google Maps.

- Tahapan prapemrosesan strategis (khususnya normalisasi *slang*, pemertahanan kata negasi, serta konversi OOV ke *zero vector*) berhasil mempertahankan integritas dan polaritas semantik kalimat.
- Pengujian *Confusion Matrix* memvalidasi keandalan algoritma dengan akurasi keseluruhan sebesar 85,40%, serta kestabilan model (bebas bias) yang dibuktikan dari skor *F1-Score* sebesar 85%.
- Arsitektur kecerdasan buatan ini telah berhasil di-*deployment* ke dalam purwarupa aplikasi berbasis *web* terintegrasi. Hal ini memberdayakan para pelaku usaha pariwisata untuk melaksanakan analisis keluhan pengunjung secara massal dan otomatis tanpa terkendala inefisiensi manual.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih yang setulus-tulusnya kepada Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Muhammadiyah Sukabumi, serta pihak Balai Besar Taman Nasional Gunung Gede Pangrango (TNGGP) wilayah Situgunung yang telah memfasilitasi kebutuhan penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Herdiansyah, "Tak Seramai Dulu, Pengunjung Jembatan Situ Gunung Sukabumi pada Natal dan Tahun Baru Turun 40 Persen," *Tribun Jabar*, 2024.
- [2] D. Jurafsky and J. H. Martin, *Speech and Language Processing*, 3rd ed. draft. Stanford: Stanford University & University of Colorado at Boulder, 2024.
- [3] D. Duei Putri, G. F. Nama, and W. E. Sulistiono, "Analisis Sentimen Kinerja Dewan Perwakilan Rakyat (DPR) Pada Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier", *JITET (Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan)*, vol. 10, no. 1, Jan. 2022.
- [4] A. R. Isnain, H. Sulistiani, and B. M. Hurohman, "Analisis Perbandingan Algoritma LSTM dan

- Naive Bayes untuk Analisis Sentimen," *JEPIN (Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika)*, vol. 8, no. 2, 2022.
- [5] N. L. W. S. R. Ginantra, C. P. Yanti, G. D. Prasetya, I. B. G. Sarasvananda, and I. K. A. G. Wiguna, "Analisis Sentimen Ulasan Villa di Ubud Menggunakan Metode Naive Bayes, Decision Tree, dan K-NN," *JANAPATI (Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika)*, vol. 11, no. 3, pp. 205–215, 2022.
- [6] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep Learning*. Cambridge: MIT Press, 2016.
- [7] T. Mikolov, K. Chen, G. Corrado, and J. Dean, "Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space," 2013, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1301.3781>.
- [8] P. Goyal, S. Pandey, and K. Jain, *Deep Learning for Natural Language Processing*. Apress, 2018.
- [9] P. Chapman et al., *CRISP-DM 1.0 Step-by-step data mining guide*, SPSS Inc., 2000.
- [10] P. R. Togatorop, R. P. Simanjuntak, S. B. Manurung, and M. C. Silalahi, "PEMBANGKIT ENTITY RELATIONSHIP DIAGRAM DARI SPESIFIKASI KEBUTUHAN MENGGUNAKAN NATURAL LANGUAGE PROCESSING," *Jurnal Komputer dan Informatika*, vol. 9, no. 2, pp. 196–206, 2021.
- [11] Z. Abidin, A. Junaidi, and Wamiliana, "Text Stemming and Lemmatization of Regional Languages in Indonesia: A Systematic Literature Review," *JISEBI*, vol. 10, no. 2, pp. 217–231, 2024.
- [12] P. Agustini, M. Iqbal, V. A. Akbar, and R. Kurniawan, "Perbandingan Algoritma Deep Learning untuk Analisis Sentimen Ekowisata di Bogor," *MALCOM*, vol. 5, no. 3, pp. 1133–1142, 2025.
- [13] S. Oktapiani, Gunawansyah, and B. Ega Aulia, "PERBANDINGAN ALGORITMA LSTM DAN BILSTM DALAM ANALISIS SENTIMEN DATA ULASAN HOTEL," *Prosiding SOBAT*, vol. 7, pp. 500–509, 2025.
- [14] P. R. Al Farizal and W. A. A. Nugroho, "Analisis Sentimen Berbasis Aspek Pada Ulasan Google Maps," *Seminar Nasional Official Statistics*, pp. 297–308, 2025.
- [15] R. A. E. V. T. Sapanji, D. Hamdani, and P. Harahap, "Sentiment Analysis of the Top 5 E-commerce Platforms in Indonesia using Text Mining and NLP," *JAIC*, 2023.