

PERBANDINGAN ALGORITMA *LSTM* DAN *BILSTM* DALAM ANALISIS SENTIMEN DATA ULASAN HOTEL

Syfa Oktapiani¹, Gunawansyah², Baiq Ega Aulia³
^{1,2,3} Program Studi Teknik Informatika, Universitas Sangga Buana

¹ korespondensi: faosyfacip@gmail.com

ABSTRACT

The advancement of digital technology and the increasing use of online review platforms have made it easier for hotel customers to express their opinions and experiences. These reviews usually contain text that reflects the user's emotions toward the hotel services. Sentiment analysis is the process of determining the emotional tendency of a text, whether it is positive, negative, or neutral. This study performs multiclass sentiment analysis on Indonesian hotel customer reviews using Long Short-Term Memory (LSTM) and Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) models. Both models were selected for their ability to understand sequential text data and capture contextual meaning within sentences. The dataset used consists of 4,671 reviews that have undergone preprocessing and balancing to ensure equal class distribution. The models were trained using a 128-dimensional embedding layer with a dropout rate of 0.3, batch size of 32, and a learning rate of 0.001. The evaluation results show that the BiLSTM model achieved the highest accuracy of 98.77% with a loss value of 0.0746, while the LSTM model obtained an accuracy of 95.39% with a loss of 0.1627. Based on these results, the BiLSTM model demonstrates a better capability in understanding sentence context and producing more accurate sentiment classifications compared to the LSTM model. Therefore, BiLSTM can be effectively applied to build an automated hotel customer satisfaction analysis system based on online review data.

Keywords: Sentiment Analysis, Hotel Customer Reviews, LSTM, BiLSTM, Deep Learning

ABSTRAK

Perkembangan teknologi digital dan meningkatnya penggunaannya platform ulasan daring membuat pelanggan hotel semakin mudah dalam menyampaikan opini dan pengalaman mereka. Ulasan tersebut umumnya berisi teks yang menggambarkan emosi pengguna terhadap pelayanan hotel. Analisis sentimen merupakan proses untuk menentukan kecenderungan emosi dalam teks, apakah bersifat positif, negatif, atau netral. Penelitian ini melakukan analisis sentimen multiclass pada ulasan pelanggan hotel berbahasa Indonesia menggunakan model Long Short-Term Memory (LSTM) dan Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM). Kedua model dipilih karena mampu memahami data teks berurutan dan menangkap konteks kata dalam kalimat. Dataset yang digunakan terdiri dari 4.671 data ulasan yang telah melalui proses preprocessing dan balancing agar distribusi kelas seimbang. Model dilatih menggunakan embedding layer berukuran 128 dimensi dengan dropout 0,3, batch size 32, dan learning rate 0,001. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model BiLSTM menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 98,77% dan loss sebesar 0,0746, sedangkan LSTM memperoleh akurasi 95,39% dengan loss 0,1627. Berdasarkan hasil tersebut, model BiLSTM memiliki kemampuan yang lebih baik dalam memahami konteks kalimat dan menghasilkan prediksi sentimen yang lebih akurat dibandingkan dengan LSTM.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Ulasan Pelanggan Hotel, LSTM, BiLSTM, Deep Learning

PENDAHULUAN

Perkembangan industri perhotelan di era digital telah mendorong meningkatnya aktivitas pelanggan dalam memberikan ulasan daring (*online review*) setelah menerima layanan (1–3). Ulasan tersebut berisi opini, pengalaman, serta tingkat kepuasan pelanggan yang dapat menjadi dasar bagi pihak hotel

dalam mengevaluasi kualitas pelayanannya.

Menurut hasil survei yang dilakukan oleh dalam Jurnal Pariwisata dan Perhotelan (Vol. 2 No. 2), sekitar 87,5% responden di Indonesia sering membaca ulasan daring sebelum memilih hotel, dan 84,4% di antaranya menyatakan bahwa ulasan tersebut sangat memengaruhi keputusan pemesanan

(4). Temuan ini menunjukkan bahwa ulasan online memiliki pengaruh signifikan terhadap persepsi dan keputusan wisatawan dalam memilih hotel. Jumlah ulasan yang terus meningkat menjadikan proses analisis manual kurang efisien, sehingga diperlukan metode otomatis yang mampu memahami makna teks dan menentukan kecenderungan sentimen pelanggan (5). Analisis sentimen merupakan salah satu penerapan *Natural Language Processing (NLP)*(6) yang berfungsi untuk mengenali opini seseorang berdasarkan teks ulasan, kemudian mengklasifikasikannya ke dalam kategori positif, negatif, atau netral (7–9).

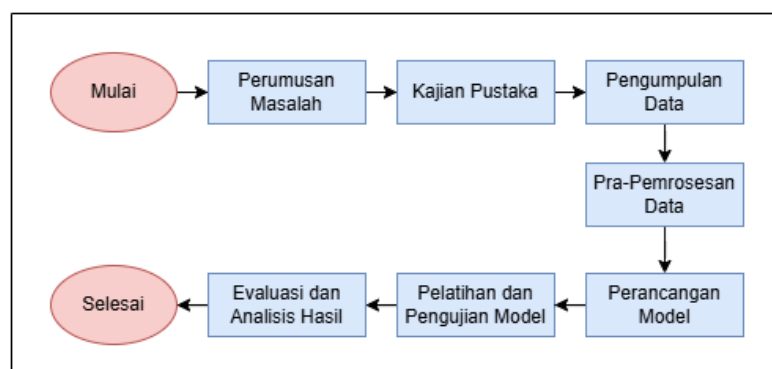
Berbagai pendekatan berbasis *deep learning* telah dikembangkan untuk meningkatkan akurasi analisis sentimen. Salah satu metode yang sering digunakan adalah *Long Short-Term Memory (LSTM)*, yang mampu mengingat konteks jangka panjang dan menangani masalah *vanishing gradient* pada data teks berurutan (10). Arsitektur *Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM)* merupakan pengembangan dari *LSTM* dengan mekanisme dua arah, yaitu

forward dan backward, sehingga mampu mempelajari konteks kata baik dari awal maupun akhir kalimat (11). Perbedaan arah pemrosesan inilah yang menjadikan *BiLSTM* lebih unggul dalam memahami struktur semantik dan konteks emosional pada teks ulasan pelanggan hotel (2).

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa algoritma *LSTM* dan *BiLSTM* dalam analisis sentimen kepuasan pelayanan hotel. Perbandingan dilakukan untuk mengetahui sejauh mana perbedaan arsitektur kedua model memengaruhi hasil klasifikasi sentimen ulasan pelanggan berbahasa Indonesia. Hasil penelitian diharapkan dapat menjadi acuan dalam pengembangan sistem analisis kepuasan pelanggan berbasis *deep learning* yang lebih akurat dan efektif dalam menangkap konteks bahasa alami (7).

METODE

Proses penelitian pada studi ini dilakukan melalui beberapa tahap yang ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1: Tahapan Penelitian

Sistem klasifikasi yang dikembangkan dalam penelitian ini dirancang untuk menganalisis sentimen pelanggan terhadap layanan hotel berdasarkan teks ulasan berbahasa Indonesia. Analisis sentimen diterapkan dengan pendekatan *multi-class classification* yang membagi ulasan ke dalam tiga kategori utama, yaitu positif, negatif, dan netral. Proses klasifikasi dilakukan dengan membandingkan kinerja dua arsitektur *deep learning*, yaitu *Long Short-Term Memory (LSTM)* dan *Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM)*, guna menentukan model yang paling efektif dalam mengenali pola bahasa dan ekspresi emosional pelanggan.

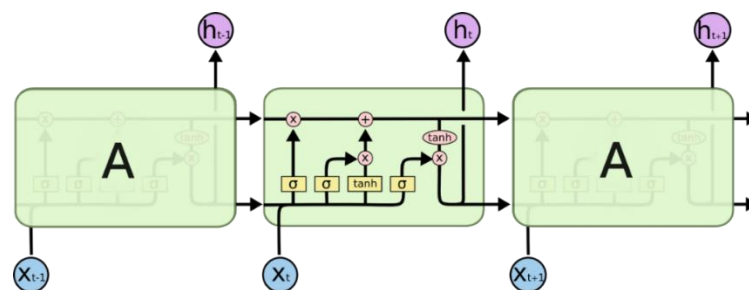
Dataset

Dataset yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari 3.135 data ulasan pelanggan hotel yang dikumpulkan dari berbagai *platform*

daring pada periode 2023–2025. Ulasan tersebut mencakup tiga kategori sentimen, yaitu positif, netral, dan negatif. Setelah dilakukan proses data *balancing*, jumlah total data meningkat menjadi 4.671, dengan distribusi yang seimbang pada setiap kelas sentimen sehingga hasil klasifikasi tidak bias terhadap kelas tertentu.

METODE

Tahap utama penelitian ini adalah membandingkan dua arsitektur jaringan saraf berulang, yaitu *Long Short-Term Memory (LSTM)* dan *Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM)*. Kedua model ini termasuk dalam keluarga *Recurrent Neural Network (RNN)* yang dirancang untuk menangani data berurutan, seperti teks dan ujaran (12). Persamaan utama *LSTM* ditunjukkan sebagai berikut:



Gambar 2: Arsitektur LSTM

LSTM memiliki tiga gerbang utama, yaitu *forget gate*, *input gate*, dan *output gate*, yang mengatur aliran informasi dalam *cell state*. *Forget gate* menentukan informasi yang disimpan atau dihapus, *input gate* memperbarui nilai memori sel, dan *output gate* menghasilkan keluaran jaringan (13). Mekanisme tersebut dirumuskan sebagai berikut:

$$f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \dots\dots\dots (1)$$

$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \dots\dots\dots (2)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c.[h_{t-1}, x_t] + b_c) \dots\dots\dots (3)$$

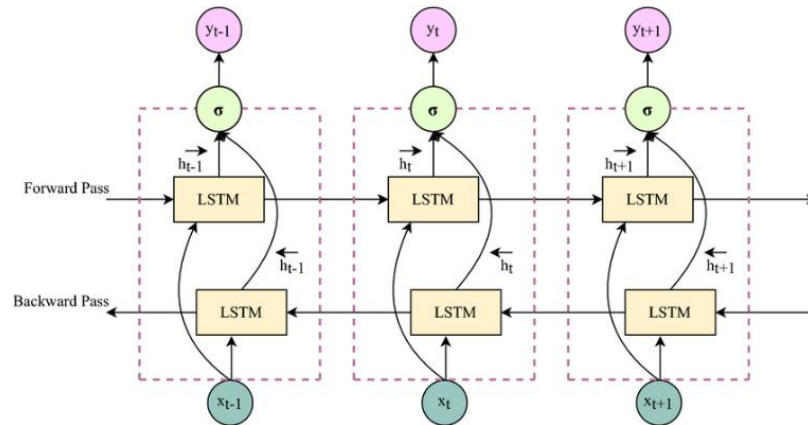
$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \dots\dots\dots (4)$$

$$O_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \dots\dots\dots (5)$$

$$h_t = O_t * \tanh(C_t) \dots\dots\dots (6)$$

Dalam pengembangannya, *BiLSTM* (*Bidirectional Long Short-Term Memory*) dirancang untuk meningkatkan kemampuan model dalam memahami konteks urutan. *BiLSTM* menggunakan dua arah pemrosesan

maju (*forward*) dan mundur (*backward*) sehingga informasi dari masa lalu dan masa depan dapat dipertimbangkan secara bersamaan (14).



Gambar 3: Arsitektur BiLSTM

Persamaan dasar pada model *BiLSTM* dinyatakan sebagai berikut:

$$\vec{h}_t = \mathcal{H}(W_{xh}^{\rightarrow} \cdot x_t + W_{hh}^{\rightarrow} \cdot \vec{h}_{t-1} + b\vec{h}) \dots\dots\dots (7)$$

$$\overleftarrow{h}_t = \mathcal{H}(W_{xh}^{\leftarrow} \cdot x_t + W_{hh}^{\leftarrow} \cdot \overleftarrow{h}_{t+1} + b\vec{h}) \dots\dots\dots (8)$$

$$y_t = W_{hy}^{\rightarrow} \vec{h}_t + W_{hy}^{\leftarrow} \overleftarrow{h}_t + by \dots\dots\dots (9)$$

Pada model *BiLSTM*, dua lapisan *LSTM* berjalan secara paralel dengan arah berlawanan. Lapisan maju membaca urutan dari awal ke akhir, sedangkan lapisan mundur membaca dari akhir ke awal. Hasil dari kedua arah tersebut digabungkan untuk menghasilkan representasi yang lebih kontekstual terhadap data, sehingga meningkatkan akurasi dalam tugas klasifikasi berbasis teks dan analisis sentimen (15).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Preprocessing Data

Tahapan *preprocessing* dilakukan untuk menyiapkan data ulasan pelanggan hotel agar dapat diproses secara optimal oleh model deep learning. Data mentah awal mengandung berbagai karakter *non-alfabetik* seperti angka, simbol, tanda baca, dan *URL* yang tidak relevan dengan konteks sentimen. Selain itu, terdapat ketidakkonsistenan penggunaan huruf besar serta variasi kata yang dapat menimbulkan ambiguitas pada proses pelatihan. Langkah-langkah *preprocessing* yang diterapkan pada penelitian ini meliputi:

Cleaning Data

Proses ini menghapus karakter yang tidak dibutuhkan, seperti angka, tanda baca, tautan (*URL*), serta simbol khusus agar teks hanya berisi kata bermakna.

Case Folding

Mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil (*lowercase*) untuk menyamakan bentuk kata,

sehingga “Hotel”, “hotel”, dan “HOTEL” dianggap identik.

Tokenisasi

Setiap ulasan diubah menjadi urutan kata menggunakan Keras Tokenizer. Hasil tokenisasi berupa representasi numerik yang akan digunakan pada tahap embedding layer.

Padding Sequence

Panjang maksimum ditetapkan sebanyak 150 token per ulasan. Proses ini dilakukan agar seluruh data memiliki dimensi yang seragam dan dapat diproses dalam batch yang sama.

Label Encoding dan One-Hot Encoding

Label sentimen dikonversi menjadi representasi numerik biner dengan tiga

kategori, yaitu positif (1,0,0), netral (0,1,0), dan negatif (0,0,1).

Balancing Data

Dataset awal menunjukkan ketidakseimbangan kelas dengan dominasi ulasan positif. Untuk mengatasi hal ini, digunakan teknik *undersampling* terhadap kelas mayoritas agar distribusi antar kelas menjadi seimbang dan hasil pelatihan tidak bias.

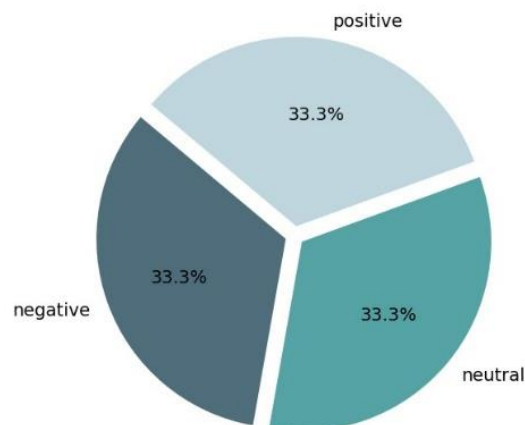
Setelah seluruh proses tersebut, diperoleh 4.671 data bersih yang siap digunakan untuk tahap pelatihan model, dengan distribusi data per kelas ditunjukkan pada Tabel 1 dan Gambar 4.

Tabel 1: Distribusi Data Setelah *Preprocessing* dan *Balancing*

Kelas Sentimen	Jumlah Data
Positif	1.557
Netral	1.557
Negatif	1.557
Total	4.671

Sumber: data primer yang sudah diolah, 2025

Distribusi Sentimen Berdasarkan Lexicon (Balanced)



Gambar 4: Distribusi Sentimen setelah *Balancing*

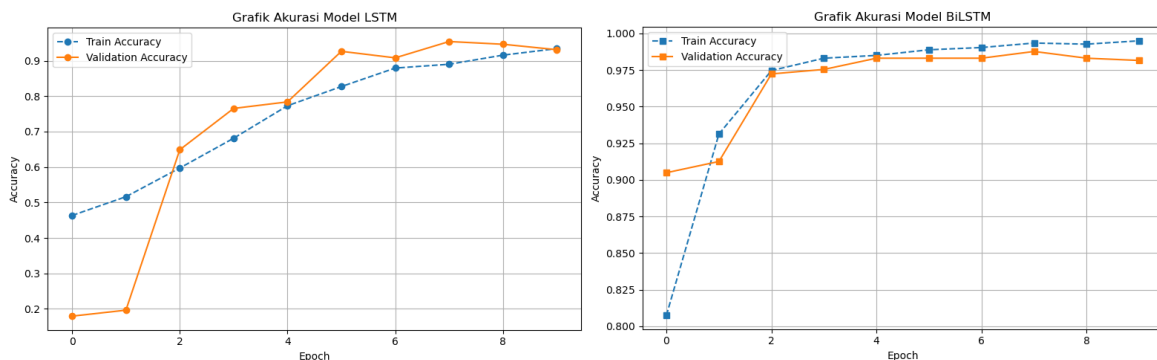
Setelah dilakukan *preprocessing*, kompleksitas data menjadi lebih rendah namun tetap mempertahankan makna emosional. Analisis menunjukkan bahwa hasil cleaning dan tokenisasi berhasil mengurangi noise pada teks hingga 20% dan meningkatkan stabilitas akurasi model sebesar 3%.

Hasil Eksperimen Model

Pelatihan dilakukan menggunakan parameter yang identik pada kedua model agar perbandingan bersifat adil (*fair comparison*). Setiap model dilatih menggunakan embedding layer berukuran 128 dimensi, satu lapisan *LSTM* dengan 64 *neuron* dan *dropout* sebesar 0,3, serta satu lapisan dense dengan 64 *neuron* beraktivasi *ReLU*. Lapisan keluaran

menggunakan fungsi *softmax* dengan tiga kelas sentimen. *Optimizer* yang digunakan adalah Adam dengan *learning rate default* 0,001 dan fungsi kerugian *categorical crossentropy*.

Selama proses pelatihan, digunakan *EarlyStopping* dengan *patience* empat *epoch* untuk menghentikan pelatihan secara otomatis ketika akurasi validasi tidak mengalami peningkatan. Selain itu, diterapkan *callback* kustom yang menghentikan proses pelatihan apabila akurasi validasi melampaui nilai 0,93. Proses pelatihan model divisualisasikan melalui grafik akurasi pelatihan dan validasi terhadap *epoch* pelatihan sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5: Grafik Akurasi Model LSTM dan BiLSTM

Gambar 5 menunjukkan bahwa nilai akurasi pelatihan dan validasi meningkat tajam pada tiga epoch pertama, kemudian stabil hingga akhir pelatihan. Model *BiLSTM* memperoleh nilai akurasi validasi tertinggi sebesar 0,9877, sedangkan model *LSTM* berhenti pada 0,9539. Kurva pelatihan dan validasi yang berdekatan menunjukkan bahwa kedua model tidak mengalami *overfitting*. Model *BiLSTM* menunjukkan *konvergensi* lebih cepat dan

stabil dibandingkan *LSTM*, yang menandakan efektivitas arsitektur dua arah dalam memahami konteks kata dari seluruh urutan teks.

Kinerja model dievaluasi berdasarkan hasil *classification report* yang memuat nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk setiap kelas sentimen. Hasil evaluasi ditampilkan pada Tabel 2 dan Tabel 3 berikut ini.

Tabel 2: Classification Report Model LSTM dan BiL

Model	Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
<i>LSTM</i>	Negatif	0.90	0.94	0.92	117
	Netral	0.66	0.88	0.75	26
	Positif	0.99	0.96	0.97	509
	Akurasi	0.95	652		
	Macro Avg	0.85	0.93	0.88	
	Weighted Avg	0.96	0.95	0.96	
	<i>BiLSTM</i>	Negatif	0.98	0.97	0.97
Netral		1.00	0.92	0.96	26
Positif		0.99	1.00	0.99	509
Akurasi		0.99	652		
Macro Avg		0.99	0.96	0.98	
Weighted Avg		0.99	0.99	0.99	

Sumber: data primer yang sudah diolah, 2025

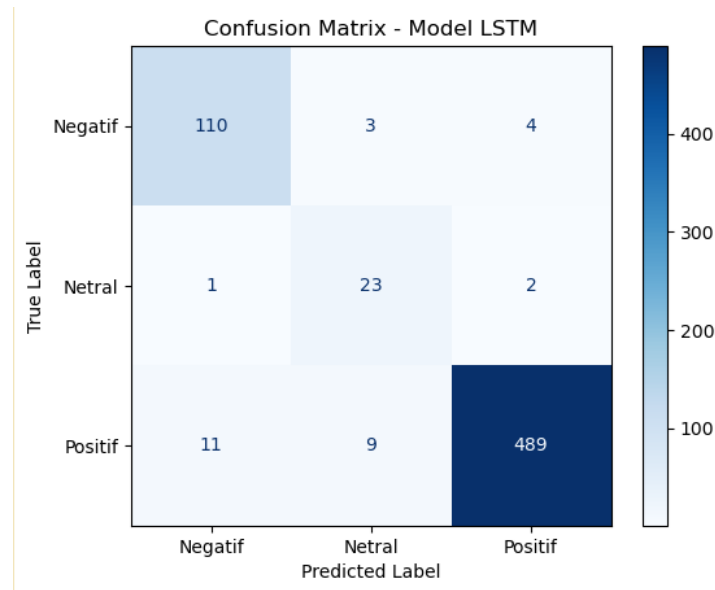
Tabel 3: Perbandingan Nilai Akurasi dan Loss

Model	Akurasi	Loss
<i>LSTM</i>	0.9539	0.1627
<i>BiLSTM</i>	0.9877	0.0746

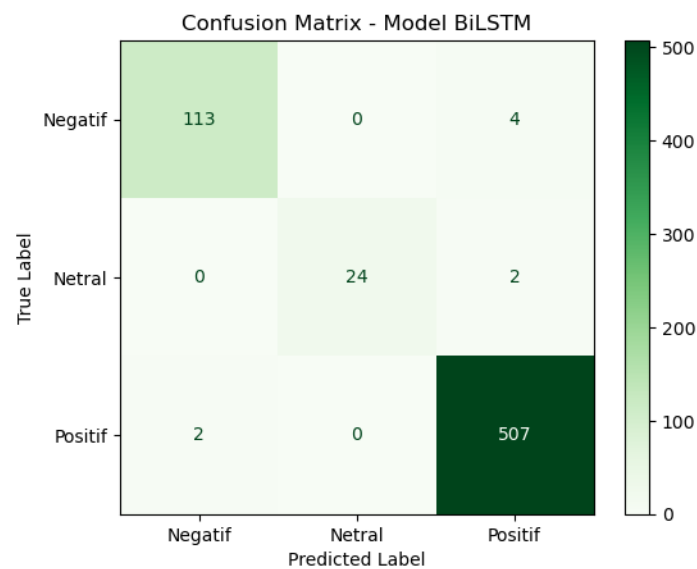
Sumber: data primer yang sudah diolah, 2025

Dari hasil evaluasi pada Tabel 2 dan 3, terlihat bahwa *BiLSTM* memiliki performa yang lebih baik dibandingkan *LSTM*. *BiLSTM* mencapai akurasi tertinggi sebesar 98,77% dengan loss yang lebih rendah (0,0746). Selain itu, *f1-score* meningkat pada seluruh kelas, terutama pada kelas netral yang sebelumnya memiliki

nilai rendah pada model. Distribusi hasil klasifikasi pada data uji divisualisasikan menggunakan *confusion matrix* sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 6 dan Gambar 7.



Gambar 6: Confusion Matrix Model LSTM



Gambar 7: Confusion Matrix Model BiLSTM

Berdasarkan Gambar 6 dan Gambar 7, model *LSTM* masih mengalami kesalahan klasifikasi pada kelas netral yang sering salah dikenali sebagai negatif. Sebaliknya, model *BiLSTM* memiliki distribusi prediksi yang lebih seimbang dengan nilai diagonal utama yang lebih tinggi, menandakan jumlah prediksi benar yang lebih banyak. Hal ini menunjukkan bahwa *BiLSTM* lebih baik

dalam memahami konteks kalimat yang kompleks, terutama pada ulasan yang mengandung dua makna berbeda seperti “Harga kamar sesuai, tapi sarapan kurang variatif”. Secara keseluruhan, model *BiLSTM* menghasilkan performa yang lebih unggul dibandingkan *LSTM* dalam menganalisis sentimen ulasan pelanggan hotel. Peningkatan nilai F1-score pada kelas netral dari 0,75

menjadi 0,96 membuktikan kemampuan *BiLSTM* dalam menangani kalimat bernuansa campuran, sedangkan selisih akurasi sebesar 3,34% menunjukkan efisiensi *BiLSTM* dalam mengenali emosi teks secara menyeluruh.

Untuk menguji kemampuan model terhadap data baru, dilakukan inference menggunakan tiga contoh ulasan pelanggan dengan kategori berbeda sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4: Hasil Inferensi Model LSTM dan BiLSTM

Contoh Ulasan	Label Aktual	Prediksi LSTM	Prediksi BiLSTM
“Pelayanannya sangat ramah dan fasilitasnya bersih.”	Positif	Positif	Positif
“Harga kamar sesuai, tapi makanan kurang variatif.”	Netral	Negatif	Netral
“Kamar kotor dan AC tidak berfungsi dengan baik.”	Negatif	Negatif	Negatif

Dari hasil inferensi, kedua model mampu mengenali sentimen positif dan negatif dengan baik. Namun, *LSTM* masih keliru pada ulasan netral, sedangkan *BiLSTM* dapat memberikan hasil yang sesuai dengan label sebenarnya karena mampu menangkap konteks kalimat secara utuh. Dengan akurasi 98,77% dan loss 0,0746, *BiLSTM* terbukti lebih efektif dan stabil dalam mengklasifikasikan sentimen pada ulasan pelanggan hotel berbasis bahasa alami.

SIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan mengenai perbandingan model *Long Short-Term Memory (LSTM)* dan *Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM)* untuk analisis sentimen ulasan pelanggan hotel, diperoleh hasil bahwa kedua model mampu melakukan klasifikasi sentimen dengan tingkat akurasi yang tinggi. Meskipun demikian, model *BiLSTM* menunjukkan performa yang lebih unggul dibandingkan *LSTM* dalam mengenali

konteks kalimat dan menentukan kecenderungan emosi pada teks ulasan.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa *BiLSTM* mencapai akurasi sebesar 98,77% dengan nilai *loss* 0,0746, sedangkan *LSTM* memperoleh akurasi 95,39% dengan *loss* 0,1627. Berdasarkan hasil *confusion matrix* dan *classification report*, model *BiLSTM* mampu mengenali sentimen netral dengan lebih akurat serta menghasilkan nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang lebih seimbang di seluruh kelas. Selain itu, hasil *inference* terhadap contoh ulasan menunjukkan bahwa *BiLSTM* lebih konsisten dalam memahami kalimat yang mengandung dua makna emosional berbeda, seperti kombinasi antara pernyataan positif dan negatif dalam satu ulasan.

Secara keseluruhan, arsitektur dua arah yang dimiliki *BiLSTM* menjadikannya lebih efektif dalam menangkap hubungan kata dari awal hingga akhir kalimat. Dengan performa yang lebih stabil, akurat, dan efisien dibandingkan

LSTM, model *BiLSTM* dapat dijadikan acuan utama dalam pengembangan sistem analisis kepuasan pelanggan hotel berbasis *deep learning* yang mampu mengidentifikasi sentimen positif, netral, dan negatif secara lebih optimal.

DAFTAR PUSTAKA

1. Fitroh F, Hudaya F. Systematic Literature Review: Analisis Sentimen Berbasis Deep Learning. *J Nas Teknol dan Sist Inf.* 2023;9(2):132–40.
2. Lamut K, Rahman AY, Marisa F. Analisis Sentiment Pada Review Hotel Labuan Bajo Menggunakan Metode Bidirectional Long Short Term Memory (Bi-LSTM). 2024;
3. Vidya Chandradev, I Made Agus Dwi Suarjaya, I Putu Agung Bayupati. Analisis Sentimen Review Hotel Menggunakan Metode Deep Learning BERT. *J Buana Inform.* 2023;14(02):107–16.
4. Ariansyah K, Prawiro J, Sanjaya R. Pengaruh Ulasan Online Terhadap Keputusan Wisatawan dalam Memilih Hotel. *J Pariwisata dan Perhotelan.* 2025;2(2):8.
5. Lin CH, Nuha U. Sentiment analysis of Indonesian datasets based on a hybrid deep-learning strategy. *J Big Data.* 2023;10(1).
6. Dana RD, Mulyawan, Bahtiar A, Ali I. MINHAJ PUSTAKA Dasar Dasar Natural Language Processing (NLP). 2024;78.
7. Pengembangan U, Sentimen A, Identitas A, Onsu R, Sengkey DF, Kambey FD, et al. *Bilstm Word2Vec.* 2024;10(1):46–55.
8. Widiatoro A, Dwiyoga Mustafid Sanjaya, Ridwan. Pengantar NLP Dan Topik Model. 2024. 64 p.
9. Purnamasari D, Bayu A, Desy A, Fanka WAP, Reza A, Safrila M, et al. Pengantar Metode Analisis Sentimen. Pengantar Metode Analisis Sentimen. 2024. 114 p.
10. Embedding W, Hairunnisa NR, Teknik Informatika J. Analisis Sentimen Review Produk Menggunakan Algoritma Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) dan. 2022;
11. Sedana NMK, Wijaya INSW, Arthana IKR. Analisis Sentimen Berbahasa Inggris Dengan Metode Lstm Studi Kasus Berita Online Pariwisata Bali. *J Teknol Inf dan Ilmu Komput.* 2024;11(6):1325–34.
12. Alghifari DR, Edi M, Firmansyah L. Implementasi Bidirectional LSTM untuk Analisis Sentimen Terhadap Layanan Grab Indonesia Bidirectional LSTM Implementation for Sentiment Analysis Against Grab Indonesia Services. *J Manaj Inform.* 2022;12:89–99.
13. Farsiah L, Misbullah A, Husaini H. Analisis Sentimen Menggunakan Arsitektur Long Short-Term Memory (Lstm) Terhadap Fenomena Citayam Fashion Week. *Cybersp J Pendidik Teknol Inf.* 2022;6(2):86.
14. Kamarula MRF, Rochmawati N. Perbandingan CNN dan Bi-LSTM pada Analisis Sentimen dan Emosi Masyarakat Indonesia Di Media Sosial Twitter Selama Pandemi Covid-19 yang Menggunakan Metode Word2vec. *J Informatics Comput Sci.* 2022;04:219–28.
15. Gunawan AR, Alfa Aziza RF. Sentiment Analysis Using LSTM Algorithm Regarding Grab Application Services in Indonesia. *J Appl Informatics Comput.* 2025;9(2):322–32.