JTRISTE, Vol.12, No.1, Maret 2025, pp. 86~92
ISSN: **2355-3677** | e-ISSN**: 2460-8548**

EVALUASI PERFORMA METODE LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM) DAN RECURRENT NEURAL NETWORK (RNN) PADA ANALISIS SENTIMEN KOMENTAR PENGGUNA APLIKASI KITALULUS

Nurzaenab[1*], Tatik Maslihatin[2], Agus Halid[3], Pasnur[4], Andi Yulia Muniar[5], Fitriana M. Sabir[6], Andi Maulidinnawati Abdul Kadir Parawewe[7], Neneng Awaliah[8], Halfiani[9]

[1,2,4,5,6,7,8,9]Teknik Informatika, Universitas Teknologi Akba Makassar, Indonesia
[3]Sistem Informasi, Fakultas Bisnis Teknologi dan Sosial, Universitas Almarisah Madani, Indonesia

e-mail: [1]nurzaenab@akba.ac.id, [2]tatik@akba.ac.id, [3]agushalid@gmail.com , [4]pasnur@unitama.ac.id, [5]andiyulia@akba.ac.id, [6]fitriana@unitama.ac.id, [7]amaulidinnawati@akba.ac.id, [8]neneng@akba.ac.id, [9]halfiani20@mhs.akba.ac.id

Abstrak

Analisis sentimen merupakan salah satu teknik penting dalam pemrosesan bahasa alami untuk mengetahui kecenderungan opini pengguna terhadap suatu produk atau layanan. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi performa metode Long Short Term Memory (LSTM) dan Recurrent Neural Network (RNN) dalam analisis sentimen komentar pengguna aplikasi Kitalulus. Data yang digunakan berjumlah 2.500 komentar yang diperoleh dari ulasan pengguna, kemudian melalui tahap pra-pemrosesan teks meliputi case folding, tokenisasi, penghapusan stopword, stemming, serta padding. Selanjutnya, data dilatih menggunakan model RNN dan LSTM dengan konfigurasi arsitektur yang serupa. Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode LSTM lebih unggul dibandingkan RNN dengan nilai akurasi tertinggi sebesar 91,51%, sedangkan RNN memperoleh akurasi 88,48%. Hal ini membuktikan bahwa LSTM lebih efektif dalam menangkap dependensi jangka panjang pada data teks, sehingga lebih sesuai digunakan untuk analisis sentimen komentar pengguna aplikasi.

Kata kunci: *Analisis sentimen, LSTM, RNN, Pemrosesan Bahasa Alami, Kitalulus.*

Abstract

Sentiment analysis is one of the essential techniques in natural language processing for identifying user opinions toward a product or service. This study aims to evaluate the performance of the Long Short Term Memory (LSTM) and Recurrent Neural Network (RNN) methods in sentiment analysis of user comments on the Kitalulus application. A total of 2,500 comments collected from user reviews were utilized and underwent several preprocessing stages, including case folding, tokenization, stopword removal, stemming, and padding. The processed data were then trained using both RNN and LSTM models with similar architectural configurations. The experimental results show that the LSTM method outperforms RNN, achieving the highest accuracy of 91.51%, while RNN attained 88.48%. These findings demonstrate that LSTM is more effective in capturing long-term dependencies in textual data, making it more suitable for sentiment analysis of user comments on the application.

Keywords*: Sentiment Analysis, LSTM, RNN, Natural Language Processing, Kitalulus*

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi digital menghadirkan berbagai inovasi dalam berbagai bidang, termasuk dalam pencarian pekerjaan dan pembuatan Curriculum Vitae (CV). Salah satu platform

[*] Corresponding author : Nurzaenab (nurzaenab@akba.ac.id)

Diterima : *Agustus, 2025* **Disetujui** : *Agustus, 2025* **Dipublikasikan** : *Agustus, 2025*

yang memanfaatkan kemajuan ini adalah aplikasi KitaLulus, yang dirancang untuk membantu pencari kerja membuat CV dan menemukan lowongan pekerjaan secara online. Seperti aplikasi populer lainnya dalam bidang layanan digital, reputasi KitaLulus bergantung pada umpan balik dan ulasan dari penggunanya. Ulasan tersebut berperan penting dalam membentuk persepsi publik terhadap kualitas layanan yang ditawarkan oleh aplikasi ini.

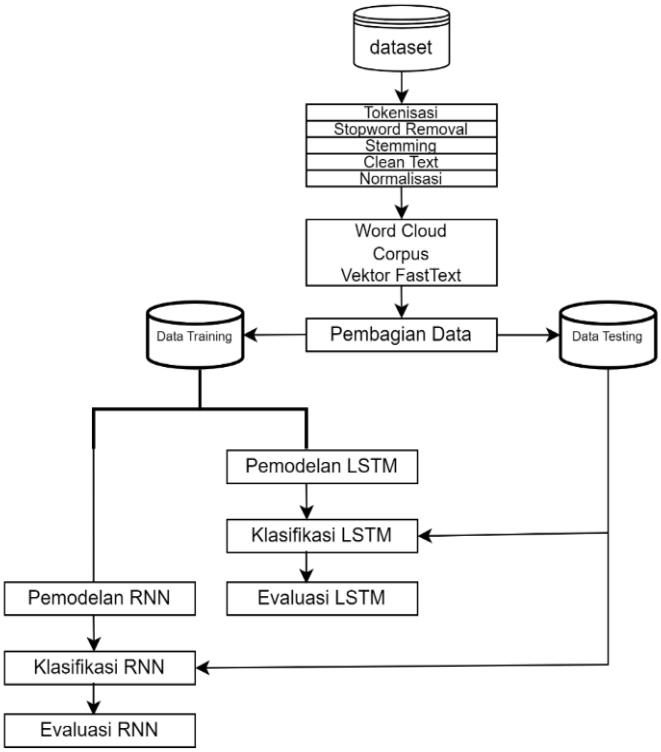
Analisis sentimen merupakan suatu metode untuk menelaah opini, perasaan, penilaian, dan emosi seseorang terhadap topik tertentu [1]. Proses ini juga mencakup ekstraksi serta pengolahan data berbentuk teks secara otomatis guna memperoleh gambaran mengenai arah atau kecenderungan opini terhadap suatu objek [2]. Pada penelitian [3] menggunakan model Support Vector Machine (SVM) untuk mengekstrak sentimen pada ulasan aplikasi Tokohpedia dan menghasilkan akurasi sebesar 69,6%. Sementara itu, penelitian [4] mengklasifikasikan sentimen komentar warganet menggunakan metode Naïve Bayes dengan tingkat akurasi 92%, meskipun beberapa tantangan muncul terkait variasi bahasa pengguna.

Lebih lanjut, penelitian [5] menggunakan pendekatan Long Short-Term Memory (LSTM) dalam mengklasifikasikan sentimen di media sosial, mencapai akurasi tertinggi 95,38%. Dalam konteks prediksi harga saham, penelitian [6] membandingkan kinerja Recurrent Neural Network (RNN) dan LSTM, menemukan bahwa LSTM memiliki akurasi lebih tinggi sebesar 11% dibandingkan dengan RNN. LSTM, dengan kemampuannya untuk memahami urutan kata yang panjang, dianggap lebih unggul dibandingkan dengan RNN dalam beberapa kasus.

Dalam penelitian ini, metode LSTM digunakan untuk menganalisis komentar pengguna aplikasi KitaLulus, dengan tujuan memberikan wawasan yang lebih mendalam tentang persepsi pengguna. Penelitian ini juga membandingkan efektivitas LSTM dengan metode RNN untuk mengevaluasi performa dalam analisis sentimen.

2. Metode Penelitian

Dalam penelitian ini, dilakukan analisis sentimen menggunakan metode Long Short Term Memory dan metode Recurrent Neural Network, untuk menentukan metode yang lebih akurat dalam menganalisis komentar pengguna aplikasi Kitalulus. Perancangan sistem pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Kerja Sistem

Penelitian ini bersifat eksperimen karena melibatkan pengujian model analisis sentimen terhadap dataset yang diperoleh dari ulasan aplikasi Kitalulus untuk proses pelatihan (*training*) dan pengujian (*testing*), serta melakukan pengukuran akurasi model melalui metrik evaluasi. Berikut adalah penjelasan dari perancangan sistem.

2.1 Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 2500 ulasan pengguna aplikasi Kitalulus yang diambil dari Google Play Store sebagai data utama.

2.2 Pre-processing Data

Setelah melakukan pengumpulan data, selanjutnya melakukan pre-processing dimana mengolah dan menyeleksi data agar lebih mudah untuk melakukan analisis sentimen meliputi Tokenisasi (memisahkan teks menjadi unit kata), Stopword Removal (Menghilangkan kata-kata umum yang tidak memiliki konstribusi signifikan), Stemming (mengubah kata menjadi bentuk dasarnya untuk konsisten analisis), Clean Text (menghapus karakter atau symbol yang tidak relavan seperti tanda baca atau karakter khusus), dan Normalisasi (mengubah kata-kata tidak baku menjadi bentuk baku serta menangani kesalahan pengetikan (typo)).

2.3 Representasi Teks dengan Word Embedding

Setelah proses pre-processing, teks diubah menjadi representasi vector menggunakan metode FastText. Word Embedding ini dipilih karena kemampuannya untuk menangkap hubungan semantic antar kata, yang berguna dalam analisis sentimen.

2.4 Pembagian Dataset

Untuk training dan testing model Long Short Term Memory (LSTM) dan Recurrent Neural Network (RNN). Pada penelitian ini menggunakan 80% data training dan 20% digunakan sebagai data testing. Dalam penelitian ini, peneliti melakukan pengujian dengan 1500 data, 2000 data dan 2500 data.

2.5 Pemodelan

Pada penelitian ini, model Long Short Term Memory (LSTM) dan Recurrent Neural Network (RNN) digunakan untuk menganalisis sentimen ulasan. Data input yang telah melalui proses preprocessing dan vektorisasi menjadi himpunan vektor kata numerik diproses oleh kedua model. LSTM menggunakan fungsi aktivasi sigmoid pada lapisan output untuk menghasilkan probabilitas sentimen dan melakukan tuning pada beberapa parameter seperti panjang input sequence dan jumlah unit LSTM. Sementara itu, RNN digunakan untuk membandingkan efektivitasnya dengan LSTM dalam analisis sentimen.

2.6 Klasifikasi dan Evaluasi Modal

Setelah pelatihan, model diuji untuk mengklasifikasikan data ulasan pengguna ke dalam sentiment positif, negatif, atau netral. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik akurasi, presisi, recal, dan f1-score untuk menilai performa model. Model LSTM dan RNN dibandingkan berdasarkan metrik-metrik ini guna menentukan metode yang paling edektif.

3. Hasil and Analisis

Penelitian ini telah menguji dua metode yaitu Long Short Term Memory dan Recurrent Neural Network. Dataset yang digunakan untuk malakukan pengujian kedua metode tersebut dapat dilihat pada gambar 2.

	A	B
1	ulasan	label
2	Apk yg sangat membantu	positive
3	Mencari kerja dengan mudah, proses nya jelas dan cepat	positive
2493	Suka bgt sama kita lulus, membantu banget buat kita yang ingin kerja freelance	positive
2494	bgs dan dapat membantu banget	positive
2495	Jooz	positive
2496	Mudah dalam proses melamar cuma sayang banyaknya loker sales semua & untuk loker operator produksi jarang banget	positive
2497	Sangat terbantu untuk mencari pekerjaan.	positive
2498	Saya sebagai fresh graduate sangat terbantu dengan adanya aplikasi ini. Informasi yang mudah di akses memudahkan saya untuk melamar pekerjaan. CSnya juga sangat ramah dan sangat fast respons. 10/10 untuk aplikasi ini	positive
2499	mantab gan	positive
2500	Masyaa Allah buat teman2 yang bingung cari pekerjaaan di mana, teman2 bisa coba aplikasi ini, masyaa Allah aplikasi in syaa Allah bisa membantu teman2 mendapatkan lowongan pekerjaan dengan mudah ðŸ™¥ðŸ™¥	positive
2501	Bagus sekali aplikasinya mantaaaapp	positive

Gambar 2. Dataset

3.1. Hasil Pre-Processing

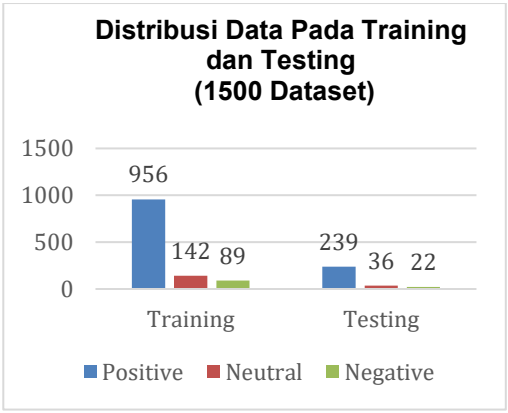
Data yang telah dibentuk ke dalam format Comma Separated Values (CSV), kemudian melewati beberapa tahapan preprocessing yaitu tokenisasi, stopword removal, stemming, clean text, dan normalisasi.

	D	E	F	G	H	I
1	ulasan_tokenized	ulasan_stopwords	ulasan_stemmed	ulasan_stemmed_text	ulasan_bersih	ulasan_normalized
2	['Apk', 'yg', 'sangat', 'membantu']	['Apk', 'yg', 'membantu']	['apk', 'yg', 'bantu']	apk yg bantu	apk yg bantu	aplikasi yang bantu
3	['Mencari', 'kerja', 'dengan', 'mudah', ',', 'proses', 'nya', 'jelas', 'dan', 'cepat']	['Mencari', 'kerja', 'mudah', ',', 'proses', 'nya', 'cepat']	['cari', 'kerja', 'mudah', '', 'proses', 'nya', 'cepat']	cari kerja mudah proses nya cepat	cari kerja mudah proses nya cepat	cari kerja mudah proses nya cepat
4	['Semoga', '.', 'Sayaa', 'di', 'sini', 'cpt', 'dapet', 'pekerjaan']	['Semoga', '.', 'Sayaa', 'cpt', 'dapet', 'pekerjaan']	['moga', '', 'sayaa', 'cpt', 'dapet', 'kerja']	moga sayaa cpt dapet kerja	moga sayaa cpt dapet kerja	moga sayaa cepat dapat kerja
5	['sangat', 'membantu']	['membantu']	['bantu']	bantu	bantu	bantu

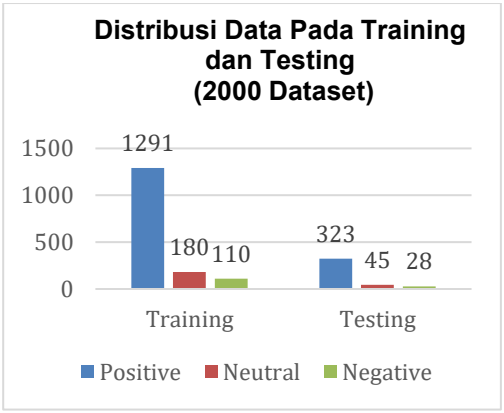
Gambar 3. Hasil Preprocessing Data

3.2. Hasil Klasifikasi Dataset untuk Training dan Testing

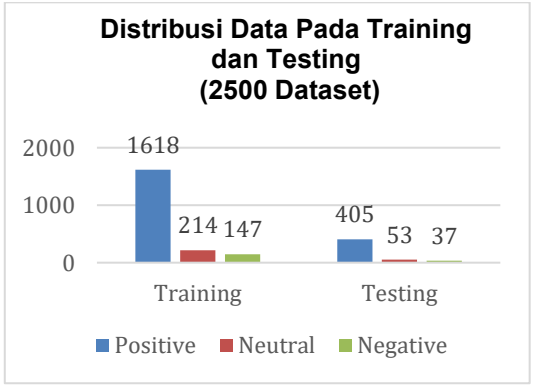
Hasil klasifikasi untuk training dan testing berdasarkan kelas sentiment dapat ditunjukkan pada Grafik 1, poin (a), (b), dan (c) berikut.



(a)



(b)



(c)

Grafik 1. (a) Hasil Untuk 1500 Dataset, (b) Hasil Untuk 2000 Dataset, (c) Hasil Untuk 2500 Dataset

Jumlah dataset sebanyak 1500 data hasil klasifikasi dapat ditunjukkan pada Grafik 1 poin a, data training terdiri dari 956 positif, 142 netral, dan 89 negatif; data testing terdiri dari 239

positif, 36 netral, dan 22 negatif. Jumlah dataset sebanyak 2000 data hasil klasifikasi dapat ditunjukkan pada Grafik 1 poin b, data training terdiri dari 1291 positif, 180 netral, dan 110 negatif; data testing terdiri dari 323 positif, 45 netral, dan 28 negatif. Sedangkan jumlah dataset sebanyak 2500 data hasil klasifikasi dapat ditunjukkan pada Grafik 1 poin c, data training terdiri dari 1618 positif, 214 netral, dan 147 negatif; data testing terdiri dari 405 positif, 53 netral, dan 37 negatif.

3.3. Hasil Percobaan Beberapa Epoch metode LSTM dan RNN

Dalam penelitian ini, dilakukan beberapa percobaan dengan berbagai jumlah epoch dan data yang berbeda untuk melatih model LSTM dan RNN, menghasilkan nilai loss dan akurasi yang berbeda.

Table 1 Hasil Training dengan scenario pengujian epoch

Jumlah Data	Epoch	LSTM		RNN	
		loss	accuracy	loss	accuracy
1500	110	0.97	90.24%	0.64	84.17%
	130	0.95	87.21%	0.71	83.50%
	150	1.51	89.90%	0.78	83.84%
	170	1.45	89.56%	1.07	82.54%
	190	1.04	88.89%	0.80	83.18%
2000	110	1.25	85.00%	1.07	85.86%
	130	1.11	89.39%	0.96	85.16%
	150	0.92	90.15%	1.01	87.12%
	170	1.64	85.10%	1.10	86.62%
	190	1.10	89.90%	1.23	86.87%
2500	110	1.09	89.49%	0.89	86.66%
	130	0.87	91.51%	0.98	88.48%
	150	0.86	89.49%	1.03	88.08%
	170	0.96	89.70%	1.13	87.68%
	190	1.07	89.29%	1.30	79.60%

Pelatihan model LSTM dilakukan melalui bebarapa epoch dengan data yang berbeda-beda. Setiap data yang diproses untuk menghitung gradien, menyesuaikan parameter dan memperbarui bobot. Proses ini diulang selama jumlah epoch yang telah ditentukan. evaluasi dengan jumlah epoch tertinggi 110 epoch pada 1500 data dengan nilai loss : 0.97 dan akurasi 0.9024 atau 90.24%, 150 epoch pada 2000 data dengan nilai loss : 0.9244 dan akurasi 0.9015 atau 90.15%, dan 130 epoch pada 2500 data dengan nilai loss: 0.87 akurasi 0.9151 atau 91.51%. Sedangkan untuk pelatihan model RNN evaluasi dengan jumlah epoch tertinggi 110 epoch pada 1500 data dengan nilai loss : 0.64 dan akurasi 0.8417 atau 84.17% , 150 epoch pada 2000 data dengan nilai loss : 1.01 dan akurasi 0.8712 atau 87.12%, dan 130 epoch pada 2500 data dengan nilai loss: 0.98 akurasi 0.8848 atau 88.48%.

4. Kesimpulan

Penggunaan metode Long Short Term Memory (LSTM) dan Recurrent Neural Network (RNN) dalam analisis sentiment pada aplikasi KitaLulus menunjukkan bahwa metode LSTM memiliki kinerja yang sangat baik. LSTM berhasil memahami konteks dari urutan kata dalam komentar pengguna yang panjang , menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi yaitu pada 1500 data berada pada epoch 110 model LSTM memperoleh akurasi sebesar 90.24%, selanjutnya

pada 2000 data berada pada epoch 150, model LSTM memperoleh akurasi sebesar 90.15%, dan pada 2500 berada pada epoch 130, Model LSTM memperoleh nilai akurasi sebesar 91.51%. Sementara, hasil akurasi metode RNN yaitu pada 1500 data berada pada epoch 110 Model RNN memperoleh akurasi sebesar 84.17%, selanjutnya pada 2000 data berada pada epoch 150 model RNN memperoleh akurasi sebesar 87.12%, pada 2500 berada pada epoch 130 dan model RNN memperoleh nilai akurasi sebesar 88.48%.

Dalam perbandingan efektivitas antara LSTM dan Recurrent Neural Network (RNN), metode LSTM lebih unggul. LSTM mampu mengatasi kelemahan RNN, terutama dalam menangani dependensi jangka panjang yang sering ditemukan dalam data teks yang kompleks. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa LSTM memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan RNN. Sehingga dapat disimpulkan bahwa metode LSTM lebih baik dalam memproses dan menganalisis sentimen komentar pengguna aplikasi kitalulus dibandingkan dengan RNN.

DAFTAR PUSTAKA

[1] L. R. Dharmawan, I. Arwani, and D. E. Ratnawati, “Analisis Sentimen pada Sosial Media Twitter Terhadap Layanan Sistem Informasi Akademik Mahasiswa Universitas Brawijaya dengan Metode K- Nearest Neighbor,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 4, no. 3, pp. 959–965, 2020, [Online]. Available: http://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/7099.

[2] R. Parlika, S. I. Pradika, A. M. Hakim, and K. R. N. M, “Analisis Sentimen Twitter Terhadap Bitcoin dan Cryptocurrency Berbasis Python TextBlob,” *J. Ilm. Teknol. Inf. dan Robot.*, vol. 2, no. 2, pp. 33–37, 2020.

[3] S. Ailiyya, *Analisis Sentimen Berbasis Aspek Pada Ulasan Aplikasi Tokopedia Menggunakan Support Vector Machine*, Undergraduate thesis, UIN Syarif Hidayatullah Jakarta, 2020, p. 65.

[4] K. Maulidina, M. Kurnia, and E. I. Sela, *Analisis Sentimen Komentar Warganet Terhadap Postingan Instagram Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier dan Tf-Idf*, Manuscript, Universitas Teknologi Yogyakarta, 2020, pp. 1–15.

[5] Y. Y. Astari, A. Afiyati, and S. W. Rozaqi, “Analisis Sentimen Multi-Class pada Sosial Media menggunakan metode Long Short-Term Memory (LSTM),” *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 4, no. 1, p. 147, 2021.

[6] R. Kiramy, I. Permana, and A. Marsal, “Comparison of RNN and LSTM Algorithm Performance in Predicting the Number of Umrah Pilgrims at PT Hajar Aswad / Perbandingan Performa Algoritma RNN dan LSTM dalam Prediksi Jumlah Jamaah Umrah pada PT Hajar Aswad,” *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 4, pp. 1224–1234, 2024. doi: 10.57152/malcom.v4i4.1373