

SENTIMEN ANALISIS KOMENTAR APLIKASI ENTERKOMPUTER DI GOOGLE PLAY MENGGUNAKAN METODE RECURRENT NEURAL NETWORK (RNN)

Noor Laila Khorunnisa ¹⁾, Selsa Fetra Aprilyani ²⁾

¹⁾Sistem Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Mandiri Subang
Jl. Marsinu No.5, Dangdeur, Tegalkalapa, Kabupaten Subang, Jawa Barat 41211.
E-Mail : noorlailakhoirunnisa@gmail.com ¹⁾; selsafetra846@gmail.com.

ABSTRAK

Perkembangan aplikasi digital menyulitkan konsumen dalam memilih aplikasi terbaik. Laporan e-Conomy Asia Tenggara mencatat penambahan 40 juta pengguna internet baru pada tahun 2021, dan sekitar 80% dari pengguna tersebut telah berbelanja daring. Enterkomputer, perusahaan e-commerce terbesar, mulanya berfokus pada teknologi, kini menyediakan produk beragam dan melayani jutaan pelanggan di Indonesia. Pada aplikasi Enterkomputer terdapat fitur ulasan yang berguna sebagai bahan evaluasi guna meningkatkan kualitas aplikasi dengan mempertimbangkan masukan dari pengguna. Untuk memudahkan pengelolaan data ulasan, penelitian ini menerapkan analisis sentimen, sebuah metode otomatis untuk memahami dan mengolah data tekstual, termasuk opini terhadap produk atau layanan. Sentimen Analisis dilakukan dengan menggunakan metode Recurrent Neural Network (RNN) dengan Long Short Term Memory (LSTM). Komentar akan diidentifikasi apakah komentar memiliki sentimen positif atau negatif. Penelitian dilakukan menggunakan 1655 ulasan yang diproses dalam beberapa tahapan preprocessing yang selanjutnya diimplementasikan dalam analisis sentimen menggunakan model LSTM. Model yang dibentuk merupakan hasil dari pelatihan dengan menggunakan parameter terbaik diantaranya adalah jumlah neuron 200, fungsi aktivasi softmax, ukuran batch size 32 dengan nilai akurasi 89.15% dan nilai loss 26.83%. Hasil pengujian terbaik dari metode RNN dengan partisi data 80% data latih dan 20% menghasilkan tingkat nilai akurasi sebesar 88,3%, precision 75%, recall 78%, f1-score 76%.

Kata Kunci : Aplikasi digital, RNN, Google Play

1. PENDAHULUAN

Maraknya aplikasi di pasar digital membuat konsumen kesulitan memilih aplikasi terbaik. Seiring dengan bertambahnya pengguna smartphone, maka jumlah aplikasi yang tersedia juga semakin meningkat. Mulai dari aplikasi jual beli secara daring hingga aplikasi pembelajaran dapat dengan mudah diunduh dan diakses melalui toko aplikasi seperti Google Play Store atau App Store. Berdasarkan laporan e-Conomy Asia Tenggara yang dirilis oleh Google mencatat bahwa terdapat peningkatan signifikan jumlah internet di Asia Tenggara, termasuk di Indonesia.

Laporan tersebut menunjukkan bahwa terdapat sekitar 40 juta pengguna internet baru di Asia Tenggara pada tahun 2021 serta menunjukkan bahwa sebanyak 80% dari pengguna internet di Asia Tenggara telah memiliki pengalaman belanja secara daring, dan diperkirakan jumlah konsumen yang berbelanja secara daring masih akan terus meningkat hingga beberapa tahun mendatang. [1] Dilansir dari CNN Indonesia, Imansyah dan Ketua Dewan Komisiner OJK Wimboh Santoso pada

Kick Off Fintech Nasional mengungkapkan bahwa terdapat 88,1% pengguna internet di Indonesia yang memakai layanan e-commerce sehingga menempati peringkat pertama di dunia berdasarkan survei We Are Social per April 2021 dan Indonesia menduduki peringkat keempat dalam jumlah penduduk yang melakukan transaksi jual dan beli secara daring melalui e-commerce setelah China, Jepang, dan AS [2]. Banyaknya pengguna internet yang menggunakan layanan e-commerce memberikan potensi besar untuk pasar ecommerce di Asia Tenggara, termasuk di Indonesia, dan memberikan peluang bagi perusahaan e-commerce seperti Enterkomputer.

Enterkomputer merupakan perusahaan e-commerce terbesar yang awalnya hanya berfokus pada penjualan produk – produk teknologi seperti laptop, smartphone, kamera, dan aksesorisnya. Namun dengan seiring berjalannya waktu Enterkomputer terus berkembang untuk menyediakan produk – produk yang lebih beragam seperti produk busana, kecantikan, kesehatan, perlengkapan rumah, serta produk pendukung hobi seperti

buku, mainan, dan alat musik. Pembelian produk – produk melalui layanan jual beli secara daring memberikan kemudahan bagi pelanggan seperti kemudahan akses, pilihan produk yang beragam, transaksi yang mudah dan aman, pengiriman yang cepat, hingga layanan pelanggan yang responsif. Namun selain kemudahan, jual beli secara daring juga menimbulkan masalah baru berupa minimnya Interaksi antara penjual dan pembeli di platform e-commerce, sehingga calon pembeli harus berhati – hati dalam melakukan pembelian dikarenakan pembeli tidak dapat menyentuh atau melihat produk yang dibeli serta mencoba fitur fitur yang ada pada produk yang dibeli.

Untuk mengatasi masalah tersebut, platform e-commerce kini telah menyediakan solusi dengan menambahkan fitur ulasan yang merupakan bagian dari pemasaran [4]. Tidak hanya platform e-commerce, toko aplikasi seperti Google Play juga menyediakan fitur ulasan dan rating yang saling berkaitan. Kedua fitur tersebut memiliki manfaat baik bagi pengembang aplikasi seperti Enterkomputer. Aplikasi Enterkomputer dapat menggunakan fitur ulasan sebagai bahan evaluasi guna mempertahankan kualitas aplikasi dengan mempertimbangkan kritik serta saran dari para pengguna aplikasi. Untuk memudahkan pengelolaan data ulasan, penelitian dilakukan menggunakan analisis sentimen yang merupakan proses yang dilakukan secara otomatis untuk memahami serta mengolah data tekstual dengan tujuan untuk mendapatkan informasi dan mendeteksi opini terhadap suatu subjek dan objek dalam sekumpulan data seperti individu, organisasi, ataupun produk [5].

Analisis Sentimen sudah menjadi salah satu area penelitian paling aktif dalam pemrosesan bahasa sejak awal tahun 2000 [6]. Dalam analisis sentimen terdapat tiga jenis opini, yaitu dari opini positif, negatif dan netral. Dengan melakukan analisis sentimen, Enterkomputer dapat mengetahui tanggapan masyarakat terhadap suatu produk atau layanan melalui umpan balik yang diberikan oleh pengguna aplikasi. Metode Recurrent Neural Network (RNN) dengan Long Short Term Memory (LSTM) adalah salah satu model deep learning yang bisa digunakan untuk melakukan klasifikasi sentiment. Metode ini dapat memproses data secara sekuensial seperti teks, suara, dan video [7]. RNN terdiri dari serangkaian sel yang identik, di mana setiap sel memproses input eksternal dan internal. Input eksternal mewakili data saat ini dalam urutan,

sedangkan input internal merupakan "memori" dari pemrosesan sebelumnya, yang memungkinkan RNN untuk menangkap ketergantungan antar elemen dalam urutan [8]. Sedangkan LSTM sendiri adalah jenis arsitektur RNN yang diharapkan dapat memperbaiki kelemahan RNN yang sederhana selain itu LSTM memiliki kemampuan untuk menghapus serta menambah informasi yang diterima [9].

RNN dapat menggunakan representasi kata terdistribusi dengan terlebih dahulu mengubah token yang terdiri dari setiap teks menjadi vektor yang membentuk matriks. Recurrent Neural Network (RNN) dipilih karena mampu mengolah data yang bersambung (sekuensial) dan juga dapat menyimpan informasi dari sel sebelumnya, hal ini menunjukkan bahwa RNN sangat sesuai untuk memproses teks, terutama dalam analisis sentimen. Beberapa penelitian telah membandingkan akurasi model analisis sentimen. Salah satu studi, berjudul "Sentiment analysis for opinion IESM product with Recurrent Neural Network approach based on long short-term memory" oleh Yennimar, menemukan bahwa model RNN+LSTM mencapai akurasi tertinggi (91,01%) pada data pengujian dibandingkan dengan model lain [11]. Temuan serupa juga diperoleh dalam penelitian lain, "Analisis Sentimen Tweet Vaksin COVID-19 Menggunakan Recurrent Neural Network dan Naïve Bayes". Penelitian ini menunjukkan bahwa metode RNN menghasilkan akurasi 97,77%, mengungguli metode Naive Bayes dengan akurasi yang lebih rendah [12]. Pada penelitian lain yang berjudul "Analisis Sentimen pada JakartaNotebook Menggunakan Metode Recurrent Network (RNN)" dilakukan pengujian klasifikasi menggunakan metode Recurrent Neural Network (RNN) untuk menganalisis opini berdasarkan perspektif masyarakat pada media sosial Twitter. Pengujian klasifikasi tweet dilakukan dengan mengukur accuracy, precision, dan recall pada 1400 data dan performa sistem dihasilkan model dengan perbandingan 90:10 untuk data latih dan data uji sehingga menghasilkan nilai rata-rata parameter precision, recall, dan f-1 score sebesar 86.66% dan akurasi sebesar 86.67% [13]. Jumlah data yang dilakukan pengujian juga mempengaruhi hasil akhir dalam penggunaan metode Recurrent Neural Network, sebagaimana yang dipaparkan oleh Felisian Handayani di penelitian yang berjudul "Analisis Sentimen Mobil Listrik Menggunakan Metode Recurrent Neural Network (RNN) di Tweet Indonesia". Penelitian tersebut dilakukan

pengujian menggunakan 3 dataset yang berbeda dan menunjukan bahwa semakin banyak data yang digunakan memberikan hasil yang lebih baik. [9]

Berdasarkan uraian diatas, penelitian ini dilakukan untuk menganalisis opini pengguna aplikasi Enterkomputer melalui ulasan pada toko aplikasi Google Play menggunakan metode yang serupa hanya saja sumber data yang digunakan akan berasal dari ulasan – ulasan para pengguna aplikasi Enterkomputer pada Google Play. Kemudian data tersebut diolah menggunakan metode Recurrent Neural Network dan arsitektur Long Short Term Memory guna membuat model sentiment berupa positif, negatif, dan netral hingga perhitungan akurasi, presisi, dan recall dari analisis tersebut.

2. TINJAUAN PUSAKA

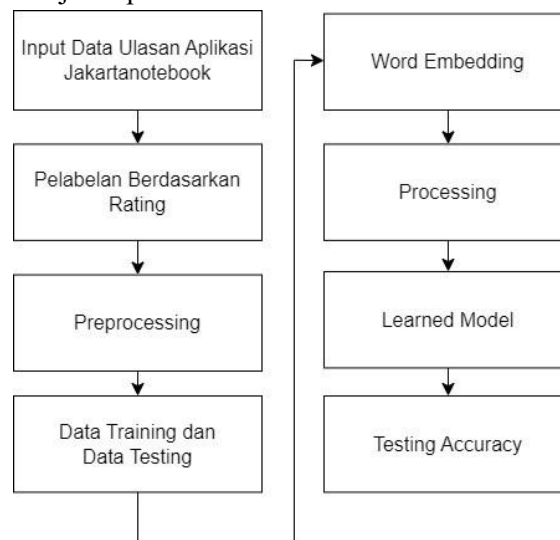
Analisis Sentimen atau dapat disebut juga sebagai opinion mining merupakan sebuah bidang studi yang menganalisis opini, sentiment, evaluasi, penilaian, sikap, dan emosi orang terhadap entitas seperti produk, layanan, organisasi, individu, isu, peristiwa, topik, dan atributnya [10]. Enterkomputer didirikan pada tahun 1999 dan sampai saat ini telah melayani 1.303.780 pelanggan hingga ke pelosok – pelosok daerah hingga kabupaten – kabupaten di seluruh Indonesia. Pada tahun 2003, Enterkomputer memulai layanan pembelian secara daring dan sejak saat itu telah berkembang pesat hingga menjadi salah satu pemain utama di industri ecommerce Indonesia [3].

Recurrent Neural Network (RNN) merupakan salah satu model yang sangat kuat dalam keluarga deep learning dan telah menunjukkan kemajuan yang mengagumkan dalam lima tahun terakhir. Model ini dirancang untuk melakukan prediksi pada data sekuensial dengan menggunakan arsitektur yang memanfaatkan memori yang kuat [14].

3. METODE PENELITIAN

Penelitian dilakukan menggunakan arsitektur LSTM dan data yang digunakan adalah data hasil scraping ulasan sebuah aplikasi di Google Play. Analisis Sentimen dengan Recurrent Neural Network dalam pengklasifikasian sentiment menggunakan arsitektur LSTM dengan pemilihan word embedding. Data yang telah diperoleh dari hasil scraping data, dilakukan pembersihan data kosong serta transformasi data agar mengubah

rating menjadi label sentiment apakah positif atau negatif. Tahapan dari metode penelitian disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

3.1 Input Data Ulasan Aplikasi Jakarta Notebook

Data yang digunakan dalam penelitian merupakan data ulasan dari kolom ulasan aplikasi Enterkomputer yang ada di website Google Play Store. Data ulasan aplikasi Enterkomputer diambil dengan menggunakan package google-play-scraper yang tersedia dalam bahasa pemrograman Python. Data yang diambil merupakan data terbaru dengan menggunakan function MOST_Relevant. Setelah dilakukan scraping, data akan disimpan dalam dokumen CSV atau Comma Separated Values.

3.2 Pelabelan Berdasarkan Rating

Pelabelan data merupakan tahap selanjutnya setelah penginputan data. Pelabelan data dilakukan berdasarkan rating yang diklasifikasikan. Rating 1 dan 2 diklasifikasikan menjadi rating negatif dengan label 0 dan rating 4 dan 5 diklasifikasikan menjadi rating positif dengan label 1. Rating 3 tidak digunakan karena ulasan dengan rating 3 dianggap netral.

3.3 Preprocessing

Tahap preprocessing dilakukan karena dataset dari text mining biasanya tidak terstruktur. Input yang telah masuk, akan diproses pada tahapan preprocessing. Tahapan ini dilakukan agar data bersih dari noise. Tahapan ini memiliki beberapa proses yang dilewati yaitu: clean data, tokenizing, stopword removal, dan stemming.

3.4 Data Training dan Data Testing

Hasil Preprocessing akan menghasilkan data clean atau data yang bersih. Data bersih ini akan dibagi menjadi dua bagian yang itu data pelatihan (Training Dataset) dan pengujian (Testing Dataset)

3.5 Word Embedding

Word Embedding: Training Dataset dan Testing Dataset akan direpresentasikan menjadi vector. Pada tahapan ini akan mengubah data training menjadi vector berupa sequence of integer yang digunakan sebagai input pada jaringan saraf.

3.6 Processing

Tahapan Processing akan menggunakan data training sebagai input (pelatihan menggunakan jaringan RNN – LSTM). Berikut jaringan yang terdapat pada beberapa lapisan jaringan.

1. Embedded Layer
2. LSTM Layer
3. Dense Layer / Fully Connected Layer

3.7 Learned Model

Learned Model merupakan model yang dihasilkan dari proses pelatihan, yang akan digunakan untuk melakukan pengujian data.

3.8 Testing Accuracy

Tahapan ini akan dilihat nilai akurasi, precision, recall dan F1-score pada masing – masing percobaan yang dilakukan. Hasil akhir pengklasifikasian nantinya akan dianalisis masing – masing kinerjanya dan dievaluasi menggunakan metode confusion matrix. Confusion Matrix merupakan sebuah matrik 2x2 yang merepresentasikan hasil klasifikasi biner pada suatu dataset. Menurut Aurélien Géron pada bukunya yang berjudul “Hands-on Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow”, Confusion Matrix merupakan metode yang efektif dalam mengevaluasi kinerja klasifikasi [14].

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan dalam penelitian merupakan data ulasan dari kolom ulasan aplikasi Enterkomputer yang ada di website Google Play Store. Pengambilan data dilakukan menggunakan package google-play-scraper yang tersedia dalam bahasa pemrograman Phyton. Data yang digunakan untuk analisis sentimen adalah ulasan dari aplikasi Enterkomputer yang ada di Google Play dalam

bahasa Indonesia dan memiliki rating 1 sampai 5. Ulasan dengan rating 1 dan 2 diberi label negatif, rating 4 dan 5 diberi label positif, sementara rating 3 tidak digunakan karena memiliki bias apakah positif atau negatif.

Berdasarkan 1544 ulasan pengguna aplikasi Enterkomputer, sebanyak 1229 ulasan memiliki sentiment positif dan 315 ulasan memiliki sentiment negatif. Selanjutnya dilakukan tahap preprocessing pada data sebagai berikut.

4.1 Clean Data

Pada tahap ini dilakukan 4 proses sekaligus, yaitu mengubah teks ke dalam format huruf kecil, menghapus semua tanpa baca atau karakter non alphabet, menghapus karakter special, dan menghapus emoticon pada ulasan.

4.2 Tokenizing

Pemotongan urutan kata per kata pada setiap teks menjadi potongan – potongan yang disebut dengan token.

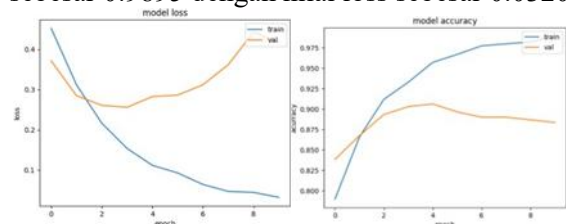
4.3 Stopword Removal

Tahap ini bertujuan untuk menghapus kata yang memiliki frekuensi kemunculan yang tinggi seperti kata penghubung “akan”, “atau”, “dan”, “tapi”, dan lainnya.\

4.4 Stemming

Mengubah sebuah kata dengan imbuhan menjadi kata dasar dengan cara menghilangkan imbuhan yang terdapat pada kata – kata dalam ulasan. Data yang telah melalui tahap preprocessing dibagi menjadi data training dan data testing dengan perbandingan 80:20.

Jumlah data training yang digunakan yaitu sejumlah 1235 ulasan dan jumlah data testing sebanyak 309 ulasan. Proses training dilakukan sebanyak 10 epoch dan batch size sejumlah 32. Hasil dari training direpresentasikan dalam bentuk grafik yang dapat dilihat pada Gambar2. Pada epoch ke-10 nilai akurasi yang didapatkan sebesar 0.9895 dengan nilai loss sebesar 0.0320.



Gambar 2. : Grafik Nilai Loss dan Grafik Nilai Akurasi

Berdasarkan Gambar 2, training yang dilakukan menghasilkan nilai loss terendah pada data validasi saat berada di epoch ke-4

dengan nilai sebesar 0.2557 dan nilai loss terendah pada data training berada pada epoch ke-10 yaitu 0.0320. Sehingga grafik pada Gambar 2 menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik pada data training maupun data validasi karena kinerja model pada data validasi dan data training cenderung seimbang.

Hasil Confusion Matrix yang disajikan pada Tabel 1, menunjukkan bahwa model hasil tahap pengujian mengklasifikasikan secara benar sebesar 237 data ulasan sebagai positif dan 36 ulasan data sebagai negatif. Selain itu model salah dalam memprediksi sejumlah 14 data ke dalam data negatif yang seharusnya positif (false negative), dan salah dalam memprediksi 22 data ke dalam data positif yang seharusnya data negative (false positive). Berdasarkan data confusion matrix yang didapatkan, dihitung akurasi sehingga model dapat menilai dengan nilai akurasi sebesar 88.34%.

Table 1. Hasil Confusion Matrix

Aktual	Prediksi	
	Negatif	Positif
Negatif	36	22
Positif	14	237

Selain itu diukur juga kinerja dari model tersebut berdasarkan laporan klasifikasi yang disajikan pada table 2 Hasil Kinerja Klasifikasi Model LSTM.

Table 2. Hasil Kinerja Klasifikasi Model

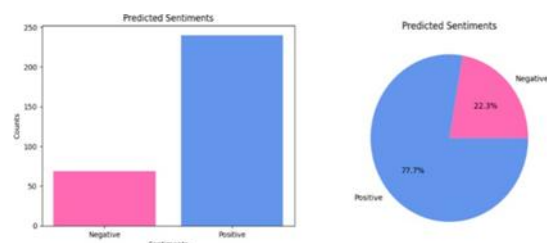
Sentiment	Precision	Recall	FI -Score
<i>Negative</i>	58%	67%	62%
<i>Positif</i>	92%	88%	90%
Rata rata makro	75%	79%	76%
Bobot rata-rata	86%	84%	85%

Berdasarkan laporan klasifikasi pada Tabel 2, Hasil Kinerja Klasifikasi Model LSTM menunjukkan bahwa untuk sentimen negatif, nilai precision sebesar 58%, recall sebesar 67% dan F1-score sebesar 62%. Sementara itu, untuk sentimen positif, nilai precision sebesar 92%, recall sebesar 88% dan F1-score sebesar 90%. Untuk rata-rata makro, nilai precision sebesar 75% menunjukkan nilai rata-rata dari precision untuk kedua sentimen negatif dan positif. Nilai recall sebesar 78% menunjukkan nilai rata-rata dari recall untuk kedua sentimen negatif dan positif. Nilai F1-score sebesar 76% merupakan nilai rata-rata harmonik dari precision dan recall untuk kedua sentimen negatif dan positif.

Sedangkan bobot rata-rata, nilai precision sebesar 86% menunjukkan nilai rata-rata dari precision untuk kedua sentimen negatif dan

positif. Nilai recall sebesar 84% menunjukkan nilai rata-rata dari recall untuk kedua sentimen negatif dan positif. Nilai F1-score sebesar 85% merupakan nilai rata-rata harmonik dari precision dan recall untuk kedua sentimen negatif dan positif. Dengan demikian, berdasarkan hasil kinerja klasifikasi tersebut, dapat disimpulkan bahwa model memiliki kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan sentimen dengan tingkat precision, recall, dan F1-score yang cukup baik untuk kedua sentimen negatif dan positif.

Visualisasi chart dan word cloud dari hasil prediksi klasifikasi pada Gambar 3 menunjukkan bahwa aplikasi Enterkomputer memiliki sentimen positif dengan presentase sebesar 22.3% untuk sentimen negatif dan 77.7% untuk sentimen positif. Dari hasil prediksi tersebut, terlihat bahwa perbandingan antara kelas sentimen negatif dan sentimen positif cukup jauh, dengan dominasi sentimen positif yang lebih tinggi.



Gambar 3. Hasil Prediksi

5. KESIMPULAN

Kesimpulan analisis sentiment pengguna aplikasi Enterkomputer pada Google Play menggunakan metode Recurrent Neural Network sebagai berikut.

- Performa hasil analisis sentiment untuk data ulasan pengguna Enterkomputer pada Google Playstore dengan partisi data 80% data latih dan 20% menghasilkan tingkat akurasi sebesar 88,3%, precision 75%, recall 78%, f1-score 76%.
- Visualisasi prediksi ulasan Enterkomputer menggambarkan bahwa Sebagian besar memiliki sentiment positif dengan presentase sebesar 77.7%, sedangkan ulasan dengan sentiment negatif hanya sebesar 22.3%. Ini menunjukkan mayoritas pengguna memberikan ulasan yang positif terhadap aplikasi tersebut.
- Data penelitian ini berasal dari 1.544 ulasan pengguna. Ulasan-ulasan tersebut diklasifikasikan menjadi dua partisi, dengan 1.235 ulasan dialokasikan sebagai data latih dan 309 ulasan sebagai data uji.

6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] T. A. Utami, "Sentiment Analysis of Hotel User Review using RNN Algorithm," *Int. J. Informatics Comput.*, vol. 3, no. 1, pp. 1–7, Nov. 2021, doi: 10.35842/ijicom.v3i1.34.ijicom.respati.ac.id
- [2] I. R. Illahi and E. B. Setiawan, "Sentiment Analysis on Social Media Using FastText Feature Expansion and Recurrent Neural Network (RNN) with Genetic Algorithm Optimization," *Int. J. Inf. Commun. Technol. (IJoICT)*, vol. 10, no. 1, pp. 78–89, Jun. 2024, doi: 10.21108/ijoict.v10i1.905.socj.telkomuniversity.ac.id
- [3] M. A. Nurrohmat and A. S. Nugroho, "Sentiment Analysis of Novel Review Using Long Short-Term Memory Method," *Indonesian J. Comput. Cybern. Syst. (IJCCS)*, vol. 13, no. 3, pp. 209–218, 2019, doi: 10.22146/ijccs.41236.ijadis.org
- [4] M. J. Islam, R. Datta, and A. Iqbal, "Actual Rating Calculation of the Zoom Cloud Meetings App Using User Reviews on Google Play Store with Sentiment Annotation of BERT and Hybridization of RNN and LSTM," *Expert Syst. Appl.*, vol. 223, p. 119919, 2023, doi: 10.1016/j.eswa.2023.119919.Sistemasi+2jdis.org+2Jurnal IRPI+2
- [5] N. F. Basri and E. Utami, "Application of Word2Vec and LSTM Models in Sentiment Analysis of Mobile Legends User Reviews," *Sistemasi: J. Sist. Inf.*, vol. 14, no. 2, pp. 123–130, 2024, doi: 10.32520/stmsi.v14i2.5074.Sistemasi
- [6] R. I. Alhaqq, I. M. K. Putra, and Y. Ruldeviyani, "Sentiment Analysis toward the Use of MySAPK BKN Application in Google Play Store," *J. Nas. Tek. Elektro Teknol. Inf.*, vol. 11, no. 2, pp. 105–113, May 2022, doi: 10.22146/jnteti.v11i2.3528.Jurnal Universitas Gadjah Mada
- [7] E. F. Can, A. Ezen-Can, and F. Can, "Multilingual Sentiment Analysis: An RNN-Based Framework for Limited Data," *arXiv preprint arXiv:1806.04511*, Jun. 2018.arXiv
- [8] S. Minaee, E. Azimi, and A. A. Abdolrashidi, "Deep-Sentiment: Sentiment Analysis Using Ensemble of CNN and Bi-LSTM Models," *arXiv preprint arXiv:1904.04206*, Apr. 2019.arXiv
- [9] K. S. Nugroho, A. Y. Sukmadewa, H. W. D. Wuswilahaken, F. A. Bachtiar, and N. Yudistira, "BERT Fine-Tuning for Sentiment Analysis on Indonesian Mobile Apps Reviews," *arXiv preprint arXiv:2107.06802*, Jul. 2021.arXiv
- [10] Y. Gao, J. Liu, P. Li, and D. Zhou, "CE-HEAT: An Aspect-Level Sentiment Classification Approach With Collaborative Extraction Hierarchical Attention Network," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 168548–168556, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2954590.ijadis.org+1Jurnal IRPI+1

