

# ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA TERHADAP GAME ZENLESS ZONE ZERO MENGGUNAKAN METODE BI-DIRECTIONAL LSTM

Zahrotun Nimah<sup>1\*</sup>, Bambang Irawan<sup>2</sup>, Nur Ariesanto Ramdhan<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Universitas Muhadi Setiabudi; Jalan P. Diponegoro KM 2, Pesantunan, Wanasari, Brebes, Jawa Tengah 52212; Telp. (0283) 6199000 Fax: (0283) 6199001

## Keywords:

Analisis Sentimen, Zenless Zone Zero, Bidirectional LSTM, Lexicon-Based, Google Play Store

## Correspondent Email:

zahrotunnimah87@gmail.com

**Abstrak.** Perkembangan industri *game* mobile mengakibatkan meningkatnya jumlah ulasan pengguna pada Google Play Store, yang mencerminkan persepsi dan pengalaman pengguna terhadap suatu *game*. Namun, keberagaman karakteristik bahasa dalam jumlah ulasan yang besar menjadikan proses analisis secara manual kurang efisien. Penelitian ini menggunakan metode analisis sentimen berbasis deep learning untuk menganalisis sentimen pengguna terhadap *game* Zenless Zone Zero. Data yang digunakan terdiri dari 6.000 ulasan berbahasa Indonesia yang dikumpulkan dari Google Play Store dengan memanfaatkan teknik web scraping. Tahapan penelitian meliputi prapemrosesan teks, pelabelan awal dengan menggunakan metode lexicon-based dengan InSet Lexicon, serta klasifikasi sentimen menggunakan model Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM). Klasifikasi yang diterapkan dibagi ke dalam dua kategori, yaitu sentimen positif dan negatif. Dengan akurasi sebesar 91,41% dan nilai presisi, recall, dan F1-score antara 0,86 dan 0,92, hasil pelatihan model menunjukkan bahwa Bi-LSTM mampu bekerja secara efektif. Hasil tersebut menunjukkan bahwa kombinasi metode lexicon-based dan Bi-LSTM efektif digunakan dalam menganalisis sentimen ulasan aplikasi *game* berbahasa Indonesia, sekaligus mampu merepresentasikan persepsi pengguna terhadap *game* Zenless Zone Zero.



Copyright © [JITET](http://www.jitet.org) (Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan). This article is an open access article distributed under terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY NC)

**Abstract..** The development of the mobile gaming industry has led to an increase in the number of user reviews on the Google Play Store, reflecting users' perceptions and experiences with a game. However, the diversity of language characteristics in a large number of reviews makes manual analysis inefficient. This study uses a deep learning-based sentiment analysis method to analyze user sentiment towards the game Zenless Zone Zero. The data used consists of 6,000 reviews in Indonesian collected from the Google Play Store using web scraping techniques. The research steps include text preprocessing, initial labeling using a lexicon-based method with the InSet Lexicon, and sentiment classification using a Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) model. The applied classification is divided into two categories, namely positive and negative sentiment. With an accuracy of 91.41% and precision, recall, and F1-score values between 0.86 and 0.92, the model training results indicate that Bi-LSTM is capable of working effectively. These results show that the combination of lexicon-based methods and Bi-LSTM is effective for analyzing sentiment in Indonesian-language game app reviews, while also being able to represent users' perceptions of the game Zenless Zone Zero.

## 1. PENDAHULUAN

Teknologi digital telah berkembang pesat dalam beberapa tahun terakhir, yang telah menyebabkan meningkatnya penggunaan aplikasi mobile di berbagai bidang, termasuk pada bidang industri hiburan dan permainan digital. Peningkatan ini terlihat dari bertambahnya jumlah pengguna serta semakin kuatnya keterikatan Masyarakat pada *game* sebagai salah satu hiburan utama mereka[1]. Salah satu dampak utama dari perkembangan ini adalah peningkatan jumlah *game* yang dapat diakses dengan mudah melalui platform seperti Google Play Store[2]. Peningkatan jumlah pengguna sejalan dengan semakin meningkatnya mereka dalam memberikan ulasan dan opini terhadap *game* yang digunakan[3]. Pada saat ini, pengguna biasanya memeriksa ulasan serta penilaian suatu *game* sebelum memainkannya di perangkat mereka[4]. Ulasan yang ditulis oleh pengguna sangat berpengaruh perihal pembentukan perspektif Masyarakat terhadap sebuah *game*[5]. Ulasan tersebut menggambarkan persepsi, mereka terhadap berbagai aspek permainan. Oleh karena itu, ulasan merupakan peranan penting dalam mengendalikan persepsi dan Keputusan pengguna dalam mengunduh sebuah *game*[6].

Namun, proses analisis manual memakan waktu dan tidak efektif karena jumlah evaluasi ulasan yang sangat besar. Selain itu karakteristik Bahasa dan ulasan pengguna yang sangat bervariasi, seperti penggunaan bahasa tidak baku, campuran bahasa, emoji, tanda baca, dan struktur kalimat yang tidak teratur[7]. Sehingga diperlukannya adanya proses preprocessing yang sistematis agar data dapat di proses secara optimal.

Analisis sentimen merupakan proses komputasi yang bertujuan untuk mengidentifikasi pendapat, sentimen, dan emosi yang diungkapkan dalam teks. [8]. Pendekatan ini telah banyak diterapkan dalam berbagai penelitian pada aplikasi digital. Misalnya, penelitian terhadap ulasan aplikasi Shopee menunjukkan bahwa metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) mampu menghasilkan performa klasifikasi yang baik dengan akurasi sebesar 0,73 dan F1-score sebesar 0,82[9]. Penelitian lain mengenai ulasan aplikasi Twitter juga menunjukkan bahwa metode LSTM dapat memberikan

akurasi tinggi, yaitu sebesar 83% pada skema pembagian data uji dan data latih 80:20[10], sehingga membuktikan bahwa LSTM efektif untuk data teks bersifat sekuensial.

Dalam penelitian ini, objek yang dianalisis Adalah Zenless zone zero, sebuah *game* terbaru yang dirilis HoYoverse pada 2024 lalu, telah mendapat perhatian besar dari pengguna global dan telah diunduh oleh jutaan pengguna. Sejak perilisannya *game* ini telah memperoleh ribuan ulasan di google play store, yang mencerminkan keragaman ekspektasi dan pengalaman pengguna terkait performa, fitur, hingga masalah teknis yang sering muncul. Meskipun ulasan tersebut merupakan sumber data yang kaya belum ditemukan penelitian yang secara khusus mengkaji sentimen pengguna terkait permainan Zenless Zone Zero di platform ini. Kondisi ini menunjukkan adanya research gap, baik dari segi objek penelitian maupun penerapan metode analisis sentiment berbasis deep learning pada ulasan *game* berbahasa Indonesia.

Untuk memperoleh hasil klasifikasi yang lebih akurat, diperlukan tahapan preprocessing teks yang menyeluruh, seperti pembersihan teks, normalisasi kata, tokenisasi, penghapusan stopwords, dan stemming. Selain itu, sebelum model menganalisis data, pelabelan awal dilakukan menggunakan teknik berbasis leksikon dengan menggunakan InSet Lexicon, yang mencakup daftar istilah Indonesia dengan makna positif dan negatif. Pendekatan ini sejalan dengan beberapa penelitian yang menggabungkan metode leksikon dan deep learning guna menghasilkan performa yang lebih konsisten[11].

Berdasarkan penjelasan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentiment ulasan pengguna terhadap *game* Zenless Zone zero dengan menerapkan model Bi-directional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM). Model ini dipilih karena kemampuannya menangkap konteks dua arah secara lebih menyeluruh sehingga diharapkan mampu meningkatkan akurasi klasifikasi dibandingkan LSTM satu arah[12]. Melalui penelitian ini, diharapkan dapat memberikan pemahaman mendalam mengenai persepsi pengguna terhadap *game* Zenless Zone Zero serta kontribusi ilmiah berupa penerapan metode analisis sentiment yang efektif pada ulasan aplikasi *game* berbahasa Indonesia.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1. Analisis Sentimen

Proses pengumpulan dan identifikasi ide, pemikiran, dan kesan publik tentang suatu isu, produk, layanan, atau topik yang ditemukan dalam teks dikenal sebagai Natural Language Processing (NLP), yang mencakup analisis sentimen. [13], baik yang bersifat positif maupun negatif. Metode ini banyak digunakan pada penelitian berbasis ulasan pengguna karena mampu memberikan gambaran yang objektif tentang bagaimana masyarakat umum memandang suatu produk, layanan, atau aplikasi digital [14].

### 2.2. Preprocessing (Prappemrosesan)

Untuk mempersiapkan teks agar dapat diproses oleh algoritma pembelajaran mesin, Preprocessing merupakan langkah awal yang krusial dalam pemrosesan bahasa alami (NLP). Langkah-langkah preprocessing yang digunakan dalam penelitian ini meliputi Cleaning, Case folding, normalisasi kata, tokenisasi, stopword removal dan stemming. Preprocessing yang baik dapat membantu mengurangi noise dan memperbaiki representasi data sehingga model dapat mempelajari pola dengan lebih efektif.

### 2.3. Lexicon-Based

Pendekatan lexicon-based memanfaatkan kamus kata yang telah diberi nilai polaritas, yaitu positif dan negatif. Dalam penelitian ini digunakan inset lexicon sebagai sumber kata sentiment bahasa Indonesia. Kata yang terdapat dalam daftar positif diberi nilai +1, kata dalam daftar negatif diberi nilai -1, sedangkan kata yang tidak ditemukan dalam lexicon diberi nilai 0. Nilai polaritas setiap kata kemudian dijumlahkan untuk memperoleh skor sentimen keseluruhan dari suatu teks ulasan.

### 2.4. Long Short-Term Memory (LSTM)

LSTM merupakan salah satu varian dan evolusi RNN (recurrent neural network). LSTM dirancang untuk mengatasi masalah vanishing gradient dengan memanfaatkan sel memori yang mampu mempertahankan informasi dalam jangka waktu panjang, serta menggunakan tiga jenis gerbang, yaitu input gate, forget gate, dan output gate [15]. Dalam konteks analisis sentimen, LSTM mampu mengolah data teks yang bersifat sekuensial karena dapat memahami konteks kata berdasarkan urutannya.

### 2.5. Bi lstm

Bidirectional LSTM (Bi-LSTM) merupakan pengembangan dari LSTM yang bekerja dengan dua arah pemrosesan, yaitu dari kiri ke kanan dan dari kanan ke kiri. Pendekatan dua arah ini memungkinkan model menangkap konteks secara lebih menyeluruh, terutama pada teks informal seperti ulasan pengguna aplikasi. Bi-LSTM sering digunakan dalam tugas NLP modern karena memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan LSTM satu arah, khususnya dalam klasifikasi sentimen.

### 2.6. Zenless zone zero

Zenless Zone Zero (ZZZ) merupakan game *action role-playing* (Action RPG) yang dikembangkan sekaligus diterbitkan oleh HoYoverse dan mengusung latar dunia futuristic pasca-apokaliptik. Permainan ini menghadirkan mekanik pertarungan real-time, karakter bergaya anime, serta visual grafis yang dinamis. Sejak peluncurannya, Zenless Zone Zero telah menarik jutaan pengguna dan memperoleh ribuan ulasan di Google Play Store, yang merefleksikan beragam penilaian pemain terhadap aspek performa, mekanik permainan, dan kualitas game secara keseluruhan.

### 2.7. Penelitian terdahulu

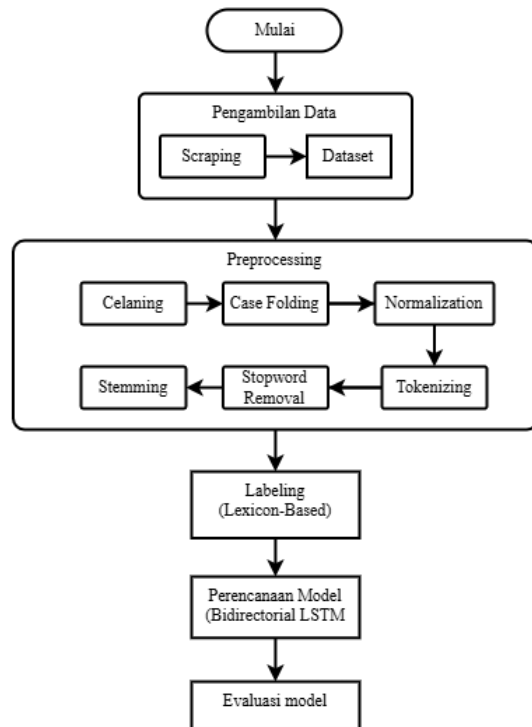
Berdasarkan penelitian terdahulu menunjukkan bahwa lstm lebih efektif dalam menganalisis sentimen pada ulasan aplikasi digital. Beberapa penelitian menunjukkan hasil sebagai berikut:

- Penelitian pada ulasan aplikasi Shopee menghasilkan akurasi 73% dan F1-score 0,82 menggunakan LSTM.
- Perbandingan antara LSTM dan Naive Bayes menunjukkan bahwa LSTM unggul dengan akurasi 83,33%, sedangkan Naive Bayes hanya mencapai 82%.

## 3. METODE PENELITIAN

Untuk menganalisis sentimen dari data Google Play Store, penelitian ini dilakukan dalam beberapa tahapan, dimulai dengan pengumpulan ulasan untuk aplikasi Zenless Zone Zero (scraping), praproses data (preprocessing), pelabelan sentiment menggunakan metode lexicon-based, pemisahan dataset, serta Pembangunan model analisis sentiment dengan algoritma Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM), Sebuah variasi LSTM yang mampu

memproses informasi dalam dua arah sehingga menghasilkan representasi konteks yang lebih komprehensif. Sebelum model deep learning memproses data, alur prosedur dibuat untuk memastikan bahwa data memiliki kualitas representasi terbaik.



Gambar 1. Alur Penelitian

### 3.1. Pengambilan Data

Dalam penelitian ini data diperoleh dari ulasan pengguna berbahasa Indonesia aplikasi Zenless Zone Zero yang tersedia pada google play store. Tahapan ini dilakukan menggunakan metode web scraping, suatu proses pengambilan data dari sebuah situs secara otomatis menggunakan kode python dengan bantuan library google-play-scraper pada python. Untuk memudahkan analisis pada fase berikutnya, hasil pengambilan data akan disimpan dalam format CSV.

### 3.2. Preprocessing

Tujuan tahap preprocessing untuk mengubah teks ulasan menjadi format yang bersih, terorganisir, sehingga model LSTM dapat memprosesnya. Tahap preprocessing seperti tokenisasi, case folding, normalisasi kata, stopwords removal, serta stemming merupakan tahapan dasar yang paling sering digunakan dalam analisis sentimen berbasis leksikon.

Proses ini bertujuan menyederhanakan data, meningkatkan konsistensi bahasa, serta menghilangkan komponen yang tidak dibutuhkan sehingga hanya informasi yang benar-benar dibutuhkan dalam penelitian yang digunakan[16]. Adapun tahapan preprocessing yang diterapkan dalam penelitian ini meliputi beberapa Langkah sebagai berikut:

#### 1. Pembersihan Teks (Cleaning)

Tahap pertama yang dilakukan adalah pembersihan teks (cleaning), yaitu memperbaiki data mentah dengan menghapus elemen yang tidak diperlukan seperti URL atau hyperlink, tag HTML, emoji dan simbol Unicode, karakter khusus, tanda baca, angka, serta username seperti @nama. Langkah ini penting untuk mengatasi ketidakteraturan dan berbagai bentuk noise dalam teks ulasan[17].

#### 2. Case Folding

Tahap berikutnya adalah penerapan case folding, yaitu proses mengonversi seluruh karakter huruf menjadi huruf kecil guna menstandarkan bentuk penulisan, sehingga dapat mencegah duplikasi token serta meningkatkan konsistensi data.

#### 3. Normalisasi Kata

Proses berikutnya adalah normalisasi kata, yang menggunakan kamus kata non-standar dari GitHub (dataset kamuskatabaku.xlsx). untuk mengubah istilah non-standar menjadi bentuk standar. Normalisasi sangat diperlukan karena banyak ulasan mengandung singkatan dan istilah slang seperti “gk” menjadi “tidak” atau “bgt” menjadi “banget”.

#### 4. Tokenisasi

Setelah itu, dilakukan tokenisasi untuk memecah kalimat ulasan menjadi potongan kata (token) menggunakan metode split() atau tokenizer dari NLTK.

#### 5. Stopword Removal

Tahap selanjutnya adalah penghapusan *stopword*, yaitu proses menghapus kata-kata umum yang kerap muncul dalam teks namun tidak memberikan kontribusi signifikan terhadap proses analisis sentimen[18], dengan menggunakan daftar stopwords bahasa Indonesia dari NLTK.

#### 6. Stemming

Terakhir, stemming yang dilakukan dengan menggunakan library Sastrawi untuk mengubah kata berimbuhan menjadi bentuk dasarnya.

Tahap stemming ini membantu menyatukan kata-kata yang memiliki bentuk berbeda namun makna dasar yang sama, sehingga meningkatkan efektivitas analisis pada model.

### 3.3. Pelabelan Sentimen

Pelabelan digunakan untuk mengkategorikan ulasan pengguna Zenless Zone Zero. Pelabelan sentiment dilakukan dengan menggunakan metode lexicon-based yang memanfaatkan inset lexicon, merupakan kamus kata sentiment bahasa Indonesia berisi daftar kata positif dan negative. Kombinasi antara LSTM dengan metode Lexicon-Based diterapkan dalam studi terkait opini publik dan terbukti efektif untuk mengklasifikasikan sentimen pada data teks berbahasa Indonesia. Setiap kata pada teks ulasan dibandingkan dengan daftar kata sentimen dalam lexicon untuk menentukan nilai polaritasnya. Kata yang terdapat dalam daftar positif diberi nilai +1, kata dalam daftar negatif diberi nilai -1, sedangkan kata yang tidak ditemukan dalam lexicon diberi nilai 0. Nilai polaritas setiap kata kemudian dijumlahkan untuk memperoleh skor sentimen keseluruhan dari suatu teks ulasan. Penentuan skor sentimen mengikuti rumus berikut:

$$\text{Sentiment Score} = \sum_{i=1}^n \text{Polarity}(w_i)$$

dalam konteks ini 'n' mewakili jumlah total kata dalam teks, sedangkan polaritas  $w_i$  menunjukkan skor polaritas yang terkait, yaitu +1 untuk kata positif, -1 untuk kata negative. Dan 0 untuk kata netral atau tidak terdapat dalam lexicon.

### 3.4. Perencanaan dan Pembangunan model

Tahap premodeling selanjutnya bertujuan untuk menyiapkan data sebelum proses pelatihan model dilakukan. Dataset yang sudah melalui preprocessing dan pelabelan kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji dengan memanfaatkan fungsi `train_test_split` dari `scikit-learn`. Data latih digunakan untuk melatih model, sedangkan data uji dimanfaatkan untuk mengevaluasi kinerja model secara objektif menggunakan data yang belum pernah diproses sebelumnya[13].

Selanjutnya dilakukan proses tokenizing dan padding sebagai salah satu tahap penting dalam persiapan data teks untuk analisis sentimen[19]. Tokenisasi dilakukan menggunakan Tokenizer dari Keras untuk mengonversi kata menjadi indeks numerik. Pada penelitian ini ditetapkan

jumlah kata maksimum (`num_words`) sebesar 1000 dan panjang sekuens (`max_len`) sebesar 100. Padding diterapkan untuk menyeragamkan panjang sekuens agar data dapat diproses secara konsisten oleh model.

Model klasifikasi sentimen dibangun menggunakan arsitektur Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) berbasis Keras Sequential. Arsitektur model terdiri dari embedding layer, lapisan Bi-LSTM, dropout, dan dense layer sebagai lapisan keluaran. Penggunaan Bi-LSTM memungkinkan model mempelajari konteks teks dari dua arah sehingga diharapkan mampu meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen ulasan pengguna.

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dari pengolahan data ulasan pengguna aplikasi Zenless Zone Zero yang dikumpulkan melalui google play store. Proses analisis sentiment dilakukan melalui beberapa tahap, mulai dari preprocessing, pelabelan sentimen menggunakan metode lexicon based, hingga pembanguna model klasifikasi. Seluruh hasil dipaparkan secara rinci untuk memberikan gambaran komprehensif mengenai kualitas data dan performa model yang digunakan.

### 4.1. Hasil Pengambilan Data

Pengambilan data dalam penelitian ini dilakukan dengan menerapkan teknik *web scraping* terhadap ulasan pengguna permainan Zenless Zone Zero yang dipublikasikan pada platform Google Play Store. Melalui proses tersebut, diperoleh sebanyak 6.000 ulasan berbahasa Indonesia. Data yang diperoleh mencakup informasi *review ID*, nama pengguna, rating, teks ulasan, dan tanggal ulasan.

Kumpulan ulasan tersebut merepresentasikan variasi pandangan pengguna terhadap beragam aspek permainan, seperti performa game, kualitas grafis, mekanik gameplay, desain karakter, serta kendala teknis yang dialami.

Tabel 1. Hasil proses scrapping

Review ID	Username	Rating	Review Text	Date
4bd4c41b-3561-40b8-9ece-7ec651886933	Pengguna Google	5	Game nya udh bagus kok sekarang juga udh ga sepatah patah dulu, lancar malah cuma boleh kali dikasih dailyn sama lucia	08/12/2025 22:43
194e8de7-a1d6-4b9f-b356-577c02ebc33a	Pengguna Google	4	Tolong hoyo gamenya di optimalkan lagi dan loading jangan lama lama	08/12/2025 14:13

#### 4.2. Hasil Preprocessing Teks

Tabel 2. Contoh hasil tahapan preprocessing

	'cuma', 'boleh', 'kali', 'dikasih', 'dailyn', 'sama', 'lucia']
Remove Stopwords	['game', 'ya', 'bagus', 'sepatah', 'patah', 'dululancar', 'kali', 'dikasih', 'dailyn', 'lucia']
Stemming Data	game ya bagus patah patah dululancar kali kasih dailyn lucia



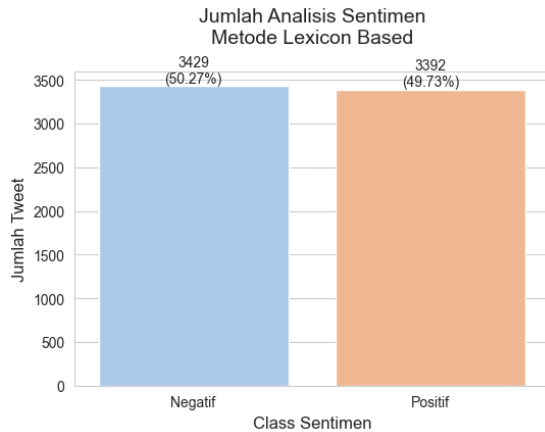
Gambar 2. Wordcloud sebelum preprocessing

Gambar 2. Wordcloud sesudah preprocessing

### 4.3. Hasil Pelabelan Sentimen



polaritas berdasarkan jumlah kata positif dan negatif yang terkandung di dalamnya. Nilai polaritas yang diperoleh selanjutnya dijadikan dasar dalam pengelompokan sentimen ke dalam tiga kategori, yaitu positif dan negatif.



Gambar 4. Distribusi Sentimen Hasil Pelabelan Menggunakan Metode Lexicon-Based.

Tabel 3. Labeling

Steming Data	Sentimen	Score
game ya bagus kadang suka leg dikit device ttdk bagus enjoy main ya	Positif	4
narasi 723entime nurul poles grafis 723entimen spirit nostalgia	Negatif	-1
habis update lag parah patah patah	Negatif	-3
mohon baru tambah fitur zoom karakter optimalisasi drop combat moga depan bagus senang main	Positif	1

Hasil pelabelan menunjukkan bahwa ulasan pengguna memiliki distribusi 723entiment yang beragam. Sebagian besar ulasan mengandung 723entiment positif yang menunjukkan 723entime kepuasan pengguna terhadap sejumlah aspek permainan, sedangkan ulasan negatif umumnya berkaitan dengan permasalahan teknis dan performa.

Sebagai contoh, ulasan “game ini bagus tapi masih ada beberapa bug jadi tolong di perbaiki ya” setelah melalui proses preprocessing menghasilkan [‘game’, ‘bagus’, ‘bug’, ‘tolong’, ‘baik’, ‘ya’]. Berdasarkan InSet Lexicon, menghasilkan polatitas sebagai berikut.

Tabel 4. Contoh pelabelal 723entiment

Kata	Polaritas	Label
Game	0	Netral
Bagus	1	Positif
Bug	0	Netral
tolong	0	Netral
Baik	1	Positif
ya	0	Netral

Perhitungan Skor Sentimen (Lexicon-Based) Menggunakan rumus :

$$\text{Sentiment Score} = \sum_{i=1}^n \text{Polarity}(w_i)$$

Substitusi nilai polaritas:

$$(1)_{\text{bagus}} + (1)_{\text{baik}} = 2$$

dalam pendekatan lexicon-based, penentuan 723entiment sepenuhnya bergantung pada akumulasi polaritas kata yang terdapat dalam kamus. Kata “bug” dan “perbaiki” tidak secara eksplisit direpresentasikan sebagai kata negatif dalam lexicon, sedangkan kata “bagus” dan hasil stemming “baik” memiliki polaritas positif. Akibatnya, skor 723entiment total bernilai positif meskipun secara 723entimen kalimat mengandung keluhan.

Meskipun pendekatan pelabelan berbasis leksikon mampu menghasilkan penandaan awal yang 723entimen 723entiment723tive, metode ini masih memiliki keterbatasan karena belum sepenuhnya menangkap makna dan konteks kalimat secara komprehensif.

#### 4.4. Hasil Pelatihan dan Penggunaan Model Bi-LSTM

Model klasifikasi 723entiment pada penelitian ini dibangun dengan memanfaatkan arsitektur Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM). Model terdiri dari *embedding layer*, dua lapisan Bi-LSTM, *dense layer*, dan *dropout* untuk mengurangi overfitting. Model dilatih menggunakan *batch size* 32 dan 5 epoch.

Tabel 4. Hasil pelatihan model Bi-LSTM

Epoch	Akurasi Training	Akurasi Validasi	Loss Training	Loss Validasi
1	70.62%	74.4%	0.5629	0.5998
2	83.42%	85.6%	0.4226	0.3471
3	93.44%	89.42%	0.1917	0.2621
4	96.8%	84.29%	0.1060	0.4610
5	97.74%	89.63%	0.0859	0.2900

Hasil pelatihan model Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) selama lima epoch yang ditampilkan dalam tabel. Metrik akurasi dan *loss* pada data pelatihan dan validasi digunakan untuk mengevaluasi kinerja model. Akurasi pada data pelatihan meningkat secara bertahap dari 70,62% pada epoch pertama menjadi 97,74% pada epoch kelima, menurut hasil, menunjukkan bahwa model semakin baik dalam mengidentifikasi pola sentimen pada data pelatihan. Namun, akurasi validasi bervariasi, mencapai puncak 89,63% pada epoch terakhir, menunjukkan kapasitas generalisasi model yang relatif kuat. Meskipun kerugian validasi meningkat pada epoch keempat sebelum kembali menurun pada epoch kelima, nilai kerugian data pelatihan menurun secara signifikan dari 0,5629 menjadi 0,0859. Meskipun terdapat celah generalisasi, perbedaan antara akurasi pelatihan dan validasi masih berada dalam rentang yang wajar. Oleh karena itu, dapat dikatakan bahwa model Bi-LSTM menghasilkan kinerja klasifikasi sentimen yang konsisten dan tidak mengalami overfitting yang parah.

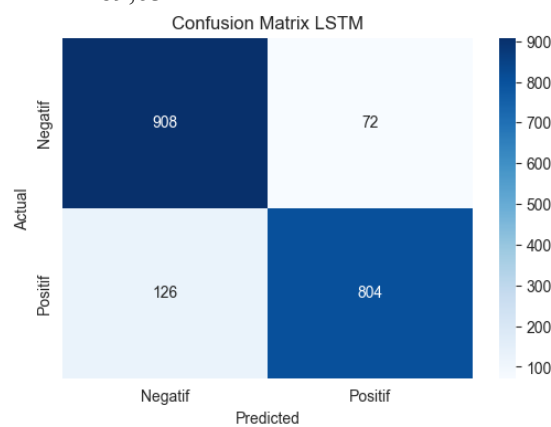
Secara keseluruhan, peningkatan akurasi dan penurunan *loss* pada akhir pelatihan menunjukkan bahwa model Bi-LSTM memiliki kemampuan pembelajaran dan generalisasi yang baik. Meskipun terdapat fluktuasi pada salah satu epoch, tidak ditemukan indikasi overfitting yang signifikan, sehingga model dinilai layak digunakan untuk tahap evaluasi dan klasifikasi sentimen ulasan pengguna *Zenless Zone Zero*.

Kemampuan arsitektur Bi-LSTM dalam memproses urutan teks secara dua arah, sehingga konteks setiap kata dapat dipahami secara lebih mendalam. Karakteristik ini memungkinkan model menghasilkan klasifikasi sentimen dengan tingkat ketepatan yang lebih tinggi. Bi-LSTM dipilih karena kemampuannya dalam menangkap dependensi kata lebih baik dibandingkan LSTM satu arah.

#### 4.5. Evaluasi Model

Evaluasi performa model Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) dilakukan dengan memanfaatkan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score guna mengukur kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna ke dalam dua kategori, yaitu positif dan negatif.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model Bi-LSTM mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 89,63%.



Gambar 5. Confusion matrix pada kelas positif dan negatif.

Berdasarkan confusion matrix, Dari 980 ulasan negatif, 908 di antaranya diklasifikasikan dengan benar dan 72 di antaranya diberi label salah, menurut matriks kebingungan. Kemampuan luar biasa model dalam mendeteksi emosi negatif ditunjukkan oleh nilai presisi, recall, dan F1-score pada kelas negatif, yang masing-masing sebesar 0,88, 0,93, dan 0,90. Dari 980 ulasan negatif, 908 di antaranya diklasifikasikan dengan benar dan 72 di antaranya diberi label salah, menurut matriks kebingungan. Kemampuan luar biasa model dalam mendeteksi emosi negatif ditunjukkan oleh nilai presisi, recall, dan F1-score pada kelas negatif, yang masing-masing sebesar 0,88, 0,93, dan 0,90.

Pada kelas positif yang terdiri dari 930 ulasan, model berhasil memprediksi 804 ulasan secara tepat, sementara 126 ulasan masih salah diklasifikasikan. Nilai precision, recall, dan F1-score yang diperoleh masing-masing sebesar 0,92, 0,86, dan 0,89, yang mengindikasikan tingkat ketepatan prediksi sentimen positif yang tinggi. Secara umum, distribusi prediksi pada confusion matrix mengindikasikan bahwa model menunjukkan kinerja klasifikasi yang baik. Hasil ini konsisten dengan capaian akurasi sebesar 89,63% serta nilai precision, recall, dan F1-score yang berada pada tingkat relatif seimbang untuk kedua kelas. Oleh karena itu, hasil confusion matrix memperkuat kesimpulan bahwa model Bi-LSTM mampu mengklasifikasikan sentimen dua kelas secara efektif dan konsisten pada ulasan pengguna game *Zenless Zone Zero*.



## 5. KESIMPULAN

Berdasarkan dari penelitian yang dilakukan, menghasilkan beberapa kesimpulan, yaitu sebagai berikut:

- a. Tahapan preprocessing teks yang meliputi cleaning, case folding, normalisasi kata, tokenisasi, stopword removal, dan stemming terbukti mampu meningkatkan kualitas data ulasan. Proses ini menghasilkan teks yang lebih bersih, konsisten, dan terstruktur sehingga mendukung pembelajaran model secara lebih optimal.
- b. Pelabelan sentimen menggunakan InSet Lexicon mampu memberikan label awal secara otomatis berdasarkan skor polaritas kata. Meskipun pendekatan lexicon-based memiliki keterbatasan dalam memahami konteks kalimat yang kompleks, metode ini tetap efektif sebagai dasar pembentukan target untuk pelatihan model Bi-LSTM.
- c. Model Bi-LSTM menunjukkan kinerja yang baik dan stabil dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mencapai akurasi sebesar 91,41%, dengan nilai precision, recall, dan F1-score pada kedua kelas sentimen berada pada kisaran 0,86–0,92, yang mengindikasikan kemampuan generalisasi model yang baik tanpa overfitting yang signifikan.
- d. Berdasarkan keseluruhan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa kombinasi metode lexicon-based dan Bidirectional LSTM efektif digunakan untuk analisis sentimen ulasan aplikasi game berbahasa Indonesia. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi ilmiah di bidang analisis sentimen serta menjadi bahan pertimbangan bagi pengembang game dalam memahami persepsi dan pengalaman pengguna.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada seluruh pihak yang telah memberikan dukungan dan kontribusi dalam pelaksanaan penelitian ini.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. N. Tito Ari Pratama, “Games, Speed Effect dan Dampaknya terhadap Manusia: Dromologi dalam Perkembangan Game Online Mobile MOBA (Multiplayer Online Battle Arena),” vol. 13, no. 3, pp. 402–419, 2023, doi: 10.22146/kawistara.75218.
- [2] W. Arisandi and S. Anggai, “Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Media Sosial X Di Play Store Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory ( LSTM ) Dan Gated Recurrent Unit ( GRU ),” vol. IX, no. September, pp. 63–72, 2025.
- [3] R. Rahmadani *et al.*, “ANALISIS SENTIMEN ULASAN ‘ OJOL THE GAME ’ DI GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES DAN MODEL EKSTRAKSI FITUR TF-IDF,” vol. 12, no. 3, 2025.
- [4] R. Kusnadi, R. A. Yaputra, and M. Caintan, “Analisis sentimen terhadap game genshin impact menggunakan bert 1),” vol. 6, no. 2, pp. 122–129, 2021.
- [5] M. Farros, I. Haq, I. Rosyadi, M. Nasir, and A. Khambali, “Sentiment Analisis Ulasan Aplikasi Livin Pada Google Play Store,” vol. 14, no. 1, pp. 24–29, 2024.
- [6] H. Sällberg, S. Wang, and E. Numminen, “The combinatory role of online ratings and reviews in mobile app downloads : an empirical investigation of gaming and productivity apps from their initial app store launch,” *J. Mark. Anal.*, vol. 11, no. 3, pp. 426–442, 2023, doi: 10.1057/s41270-022-00171-w.
- [7] V. No, I. K. Najibulloh, D. Intan, and S. Saputra, “Edumatic : Jurnal Pendidikan Informatika Analisis Sentimen Ulasan Co-Pilot Google Play dengan SVM , Neural Network , dan Decision Tree,” vol. 9, no. 1, pp. 275–283, 2025, doi: 10.29408/edumatic.v9i1.29673.
- [8] A. Nurian, M. Samsul, I. N. Amalia, and C. Rozikin, “ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA APLIKASI SHOPEE PADA SITUS GOOGLE PLAY MENGGUNAKAN NAIVE BAYES CLASSIFIER,” vol. 12, no. 1, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i1.3631.
- [9] I. Azizah, I. Cholissodin, and N.

- Yudistira, “Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Shopee di Google Play menggunakan Metode Word Embedding dan Long Short Term Memory ( LSTM ),” vol. 7, no. 5, pp. 2453–2459, 2023.
- [10] A. R. Isnain, H. Sulistiani, B. M. Hurohman, and A. Nurkholis, “Analisis Perbandingan Algoritma LSTM dan Naive Bayes untuk Analisis Sentimen,” vol. 8, no. 2, pp. 299–303, 2022.
- [11] R. P. Kurniawan and S. W. Iriananda, “ANALISIS SENTIMEN ULASAN APLIKASI LINKEDIN BERBASIS LEXICON DAN LONG SHORT-TERM MEMORY ( LSTM ),” vol. 9, no. 2, pp. 2315–2324, 2025.
- [12] V. Prasetyo, M. Naufal, and K. Wijaya, “Sentiment Analysis of ChatGPT on Indonesian Text using Hybrid CNN and Bi-LSTM,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 9, pp. 327–333, Apr. 2025, doi: 10.29207/resti.v9i2.6334.
- [13] L. G. Astuti, P. S. Informatika, and U. Udayana, “Implementasi LSTM pada Analisis Sentimen Review Film Menggunakan Adam dan RMSprop Optimizer,” vol. 10, no. 4, pp. 351–362, 2022.
- [14] E. Damayanti, A. V. Vitianingsih, S. Kacung, and D. Cahyono, “Sentiment Analysis of Alfagift Application User Reviews Using Long Short-Term Memory ( LSTM ) and Support Vector Machine ( SVM ) Methods,” vol. 4, no. 2, pp. 509–521, 2024.
- [15] R. Noveandini, M. S. Wulandari, and F. Rasyad, “Penerapan Model LSTM pada Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Shopee Google Play Store,” vol. 15, no. 2, pp. 290–296, 2025.
- [16] P. Aditiya, U. Enri, and I. Maulana, “Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Myim3 Pada Situs Google Play Menggunakan Support Vector Machine,” vol. 9, no. 4, pp. 1020–1028, 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i4.4673.
- [17] A. El Kah and I. Zeroual, “The effects of Pre-Processing Techniques on Arabic Text Classification,” vol. 10, no. 1, 2021, doi: 10.30534/ijatse.
- [18] M. Atul, A. Tyas, P. Silvianti, and M. Masjkur, “Algoritme Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen,” vol. 12, no. 1, pp. 63–77, 2023.
- [19] A. R. Gunawan, R. Faticha, and A. Aziza, “Sentiment Analysis Using LSTM Algorithm Regarding Grab Application Services in Indonesia,” vol. 9, no. 2, pp. 322–332, 2025.