

# Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Threads Menggunakan Pendekatan Long Short-Term Memory

## *Sentiment Analysis of Threads Application User Reviews Using a Long Short-Term Memory Approach*

**Febri Yanti Hutapea<sup>1)</sup>, Rahmat Fauzi<sup>2)</sup>**

<sup>1)</sup>Teknik Informatika, Teknik dan Komputer, Universitas Putera Batam

Jl. Letjen R. Soeprapto, Muka Kuning, Kota Batam, Kepulauan Riau

Telp : (0778) +62 8956 0357 7801

E-mail : [pb220210045@puterabatam.ac.id](mailto:pb220210045@puterabatam.ac.id)<sup>1)</sup> · [Rahmat@puterabatam.ac.id](mailto:Rahmat@puterabatam.ac.id)<sup>2)</sup>

### **Abstract**

*Threads is a social media platform that has received a large number of user reviews on the Google Play Store, reflecting various user opinions and experiences. However, the large volume of data, the use of informal language, and variations in sentiment expression make manual analysis inefficient and subjective, thus requiring a machine learning-based approach for automated analysis. This study aims to perform sentiment analysis on user reviews of the Threads application on the Google Play Store using the Long Short-Term Memory (LSTM) algorithm. The review data were collected and processed through several text preprocessing stages. Sentiment analysis in this study was conducted using 5,000 review data, with 79.98% used as training data and 20.02% as testing data. The developed LSTM model was trained to classify review sentiments into three categories: negative, neutral, and positive. The evaluation results show that the LSTM model achieved an accuracy of 86.20%. The findings of this study are expected to provide insights into user sentiment toward the Threads application and serve as an evaluation reference for developers in improving application quality and user experience.*

*Keywords: Analisis Sentiment, Long Short-Term Memory, Threads, Review*

### **Abstrak**

*Aplikasi Threads merupakan platform media sosial yang memiliki banyak ulasan pengguna di Google Play Store, yang mencerminkan berbagai opini dan pengalaman pengguna. Namun, besarnya jumlah data serta penggunaan bahasa tidak baku dan variasi ekspresi sentimen membuat analisis manual menjadi kurang efisien dan objektif, sehingga diperlukan pendekatan berbasis pembelajaran mesin untuk melakukan analisis secara otomatis. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi Threads di Google Play Store menggunakan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM). Data ulasan dikumpulkan dan diproses melalui tahapan pra-pemrosesan teks. Analisis sentimen yang dilakukan pada penelitian ini menggunakan 5.000 data ulasan dengan pembagian 79,98% sebagai data training dan 20,02% sebagai data testing. Model LSTM yang dikembangkan dilatih untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan ke dalam tiga kategori, yaitu negatif, netral, dan positif. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model LSTM mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 86,20%. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran sentimen pengguna terhadap aplikasi Threads serta menjadi bahan evaluasi bagi pengembang dalam meningkatkan kualitas dan pengalaman pengguna aplikasi.*

*Kata kunci: Analisis Sentimen, Long Short-Term Memory, Threads, Ulasan*

### **1. Pendahuluan**

Perkembangan teknologi informasi telah mendorong meningkatnya penggunaan media sosial sebagai sarana komunikasi dan interaksi publik. Saat ini, media sosial tidak hanya digunakan untuk berkomunikasi, tetapi juga menjadi wadah bagi pengguna untuk menyampaikan opini, pengalaman, serta evaluasi terhadap suatu produk atau layanan. Salah satu

platform yang sedang berkembang adalah Threads, aplikasi berbasis teks yang diluncurkan oleh Meta dan berhasil menarik perhatian pengguna dalam waktu singkat.

Tingginya jumlah pengguna Threads berdampak pada meningkatnya jumlah ulasan di Google Play Store. Ulasan tersebut mengandung berbagai opini, baik positif, negatif, maupun netral, yang dapat menjadi

Jurnal Ilmiah Binary STMIK Bina Nusantara Jaya

Vol.8 No. 01 Tahun 2026, ISSN : 2657– 2117 | DOI 10.52303/jb.v8i1.209

sumber informasi penting bagi pengembang aplikasi. Namun, jumlah data yang besar serta penggunaan bahasa yang tidak baku membuat analisis secara manual menjadi tidak efektif dan cenderung subjektif. Oleh karena itu, diperlukan metode otomatis yang mampu mengolah dan mengklasifikasikan data teks secara cepat dan akurat.

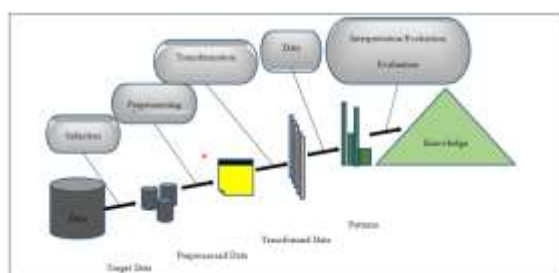
Salah satu pendekatan yang dapat digunakan adalah analisis sentimen dalam bidang Natural Language Processing (NLP). Dalam penelitian ini, digunakan metode Long Short-Term Memory (LSTM), yang merupakan bagian dari deep learning dan mampu memahami konteks kata dalam urutan teks dengan lebih baik dibandingkan metode konvensional. Kemampuan ini menjadikan LSTM efektif dalam menangani data teks yang kompleks seperti ulasan pengguna.

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma LSTM dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi Threads ke dalam tiga kategori, yaitu positif, negatif, dan netral. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk mengevaluasi kinerja model menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran mengenai persepsi pengguna terhadap aplikasi Threads serta menjadi referensi dalam pengembangan metode analisis sentimen berbasis deep learning.

## 2. Tinjauan Pustaka

### 2.1 Knowledge Discovery in Database (KDD)

*Data mining* juga dikatakan *Knowledge Discovery in Database* adalah proses yang bertujuan untuk mengeksplorasi dan menganalisis kumpulan data besar dan mengekstraksi informasi dan pengetahuan yang berguna[1].



Gambar 1. Alur Knowledge Discovery in Database

Terdapat beberapa Alur *Knowledge Discovery in Database*, yaitu *Data Selection*, *Pre-processing / Cleaning*, *Transformation Data*, *Data mining*, *Interpretation*. *Knowledge Discovery in Database* merupakan suatu proses sistematis untuk menggali serta menemukan pola-pola penting dari kumpulan data dalam jumlah besar. Pola yang dihasilkan harus memiliki tingkat validitas yang tinggi, bersifat baru, memberikan manfaat, serta mudah dipahami oleh pengguna. Konsep penemuan pengetahuan dalam basis

data menekankan pada proses integrasi data dan analisis sistematis untuk menemukan, menginterpretasikan, serta menampilkan pola yang terdapat dalam kumpulan data berskala besar.

### 2.2 Data Mining

Data mining merupakan proses penggalian data dalam jumlah besar untuk menghasilkan pengetahuan baru yang dapat digunakan dalam pengambilan keputusan[2]. Data mining urutan proses yang berfungsi untuk mencari informasi tambahan yang belum ada di database serta model-model yang bertujuan untuk mengidentifikasi model data yang dapat diubah menjadi informasi penting dari hasil pemisahan[3]. Dalam hal penerapan, data mining memiliki beberapa metode utama, yaitu Classification (Klasifikasi), Clustering (Klasterisasi), Association (Asosiasi), Regression (regresi), Anomaly Detection (Deteksi Anomali), Ranking and Prediction (Perangkingan dan Prediksi), Text Mining and Sentiment Analysis (Text Mining dan Analisis Sentimen).

### 2.3 Deep Learning

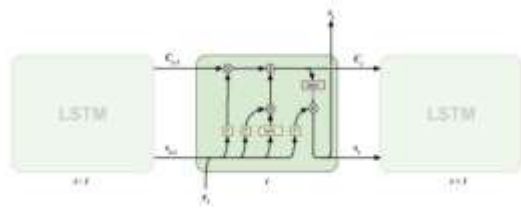
Deep learning mengacu pada teknik kecerdasan buatan yang menerapkan arsitektur jaringan saraf tiruan bertingkat dalam menganalisis data dengan tingkat kompleksitas tinggi. [4]. Berbeda dengan metode machine learning tradisional yang masih bergantung pada rekayasa fitur manual, deep learning mampu mengekstraksi pola dan representasi data secara otomatis[5].

### 2.4 Natural Language Processing (NLP)

Natural Language Processing (NLP) merupakan salah satu cabang kecerdasan buatan (AI)[6]. NLP memungkinkan komputer untuk memahami, menginterpretasi, dan menghasilkan bahasa manusia dengan cara yang berguna dan bermakna [7]. Untuk memproses dan menganalisis jumlah besar data bahasa alami, teknologi ini menggunakan linguistik komputasional, pembelajaran mesin (machine learning), dan deep learning [8].

### 2.5 Long Short-Term Memory (LSTM)

Long Short-Term Memory (LSTM) adalah salah satu bentuk pengembangan dari RNN, LSTM dirancang untuk memperbaiki kemampuan jaringan dalam mempelajari informasi jangka panjang dengan mengurangi dampak permasalahan *vanishing gradient*. [9]. LSTM diperkenalkan oleh Hochreiter dan Schmidhuber pada tahun 1997 dan hingga kini banyak digunakan untuk pemrosesan data sekuensial, termasuk teks.



Gambar 2. Struktur Jaringan LSTM

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

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

$$\tilde{c}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (3)$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \tilde{c}_t \quad (4)$$

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

$$h_t = o_t \odot \tanh(c_t) \quad (6)$$

Keunggulan utama LSTM terletak pada mekanisme gate (input gate, forget gate, dan output gate) yang mengatur informasi mana yang harus disimpan, diperbarui, atau dilupakan. Dengan mekanisme ini, LSTM mampu memahami konteks kata dalam sebuah kalimat, sehingga lebih efektif dalam tugas analisis sentimen, penerjemahan bahasa, dan pengenalan suara[5]. Dalam penelitian ini, LSTM dipilih karena kemampuannya menangani data teks berurutan dengan lebih baik dibandingkan metode tradisional, sehingga diharapkan mampu menghasilkan klasifikasi sentimen yang lebih akurat[10].

## 2.6 Analisis Sentimen

Analisis sentimen atau opinion mining adalah studi komputasi yang menggambarkan pendapat, perilaku dan emosi seseorang terhadap objek[11]. Objek ini dapat berupa individu, peristiwa, atau topik. Karena pengaruh dan manfaat analisis sentimen yang signifikan, penelitian dan aplikasi yang berbasis pada bidang ini berkembang pesat. Ini adalah bidang studi penting dalam disiplin ilmu *text mining* dan *natural language processing*, yang berfokus terutama pada ekstraksi informasi, opini, dan emosi yang terkandung dalam data tekstual[12]. Analisis sentimen bertujuan untuk mengidentifikasi keadaan emosional suatu teks, baik positif, negatif, atau netral, agar dapat mengubah teks yang awalnya subjektif menjadi pernyataan yang lebih terstruktur dan terukur[13].

## 2.7 Pre-processing

Preprocessing data merupakan fase kritis dalam transformasi data mentah menjadi format yang siap dianalisis. Tahapan ini meliputi serangkaian intervensi sistematis mulai dari *cleaning*, normalisasi, tokenisasi, *stopword removal*, hingga *stemming* untuk mengekstraksi esensi linguistik[14]. Melalui proses preprocessing yang komprehensif, data mentah dari media sosial dapat ditransformasi menjadi representasi

terstruktur yang memungkinkan analisis sentimen dengan akurasi dan kedalaman maksimal[15].

## 2.8 Metrik Evaluasi

Dalam analisis sentimen, proses evaluasi model memainkan peran penting dalam mengukur kemampuan model untuk mengklasifikasikan data dengan benar. Evaluasi ini dilakukan untuk mengevaluasi kinerja, akurasi, dan keandalan model terhadap data uji. Dalam penelitian analisis sentimen berbasis algoritma Long Short-Term Memory (LSTM), kinerja model umumnya dievaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, serta F1-score. Evaluasi ini didasarkan pada confusion matrix, yaitu tabel yang menggambarkan perbandingan antara nilai aktual (true) dan prediksi (predicted) dari model klasifikasi.

Table 1. Struktur Confusion Matrik

|                 | Predicted Positive  | Predicted Negative  |
|-----------------|---------------------|---------------------|
| Actual Positive | True Positive (TP)  | False Negative (FN) |
| Actual Negative | False Positive (FP) | True Negative (TN)  |

Dimana:

True Positive (TP) adalah Jumlah data positif yang benar diprediksi positif, False Positive (FP) adalah Jumlah data negatif yang salah diprediksi positif, False Negative (FN) adalah Jumlah data positif yang salah diprediksi negatif, True Negative (TN) adalah Jumlah data negatif yang benar diprediksi negatif[16].

## 2.9 Python

Python dikenal sebagai bahasa pemrograman tingkat tinggi yang secara luas diterapkan dalam analisis data serta pengembangan model machine learning dan deep learning[17]. Python memiliki sintaks yang sederhana, dengan struktur penulisan yang ringkas dan mudah dipelajari, serta bersifat fleksibel, sehingga banyak digunakan baik dalam penelitian akademik maupun pengembangan aplikasi secara praktis. [18]. Python didukung oleh berbagai pustaka (library) yang mempermudah implementasi algoritma kompleks tanpa harus membangun seluruh komponen dari awal. Kekuatan utama Python terletak pada ekosistem pustaka (library) yang sangat lengkap[19]. Untuk analisis teks dan NLP, Python menyediakan pustaka seperti NLTK, spaCy, dan gensim. Sementara itu, untuk pembangunan model deep learning, Python memiliki pustaka populer seperti TensorFlow dan Keras, yang memudahkan peneliti dalam membangun arsitektur jaringan saraf termasuk LSTM (Long Short-Term Memory)[17].

## 2.10 Google Colab

Google Colaboratory (Google Colab) merupakan platform komputasi berbasis cloud milik Google yang menyediakan lingkungan interaktif bagi pengguna untuk menulis, mengeksekusi, dan menguji program Python secara langsung melalui browser tanpa memerlukan instalasi tambahan. Google Colab dikembangkan sebagai lingkungan komputasi interaktif berbasis Jupyter Notebook, yang dapat digunakan untuk eksperimen dan penelitian dalam *machine learning*, *data science*, dan *deep learning* tanpa memerlukan konfigurasi perangkat keras lokal apa pun[20]. Keunggulan utama Google Colab adalah kemampuannya menyediakan sumber daya komputasi gratis, seperti GPU (Graphics Processing Unit) dan TPU (Tensor Processing Unit), yang sangat berguna untuk melatih model deep learning seperti LSTM[20]. Dengan fasilitas ini, pengguna dapat menjalankan proses pelatihan model berukuran besar dengan waktu yang lebih efisien dibandingkan menggunakan CPU biasa[21].

## 2.11 Google Play Store

Google Play Store adalah platform distribusi aplikasi resmi untuk sistem operasi Android, yang dikembangkan oleh Google. Google Play Store berperan tidak hanya sebagai sarana publikasi aplikasi bagi pengembang, tetapi juga sebagai media umpan balik yang memfasilitasi pengguna dalam menyampaikan evaluasi dan pendapat berdasarkan pengalaman penggunaan aplikasi[11].

## 2.12 Threads

Threads merupakan aplikasi media sosial berbasis teks yang dikembangkan oleh Meta Platforms Inc., perusahaan induk dari Instagram, Facebook, dan WhatsApp [11]. Aplikasi ini pertama kali diperkenalkan pada bulan Juli 2023 sebagai platform percakapan yang memungkinkan pengguna berbagi postingan singkat, gambar, dan tautan secara publik maupun terbatas [22].

## 2.13 Ulasan

Dalam penelitian ini, data utama yang digunakan berasal dari ulasan pengguna aplikasi Threads yang dikumpulkan dari Google Play Store. Teks ulasan tersebut kemudian dianalisis dan dikelompokkan ke dalam tiga kelas sentimen, yakni positif, negatif, dan netral, sesuai dengan makna dan opini yang disampaikan pengguna terhadap aplikasi threads[11]. Dengan menganalisis ulasan-ulasan tersebut, peneliti dapat memahami kecenderungan opini publik serta tingkat kepuasan pengguna terhadap performa aplikasi.

## 3. Metodologi Penelitian

Metodologi penelitian merupakan pendekatan ilmiah yang disusun secara sistematis untuk memastikan proses penelitian berjalan terarah dalam mencapai tujuan yang telah ditetapkan. Dalam penelitian ini, analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi Threads pada Google Play Store dilakukan dengan menggunakan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM).

### 3.1 Desain Penelitian

Dalam suatu penelitian, peneliti menyusun rancangan atau desain penelitian yang berfungsi untuk menjelaskan alur kegiatan penelitian sejak tahap awal hingga diperoleh hasil akhir, sehingga dapat ditarik kesimpulan berdasarkan keseluruhan proses yang telah dilakukan.



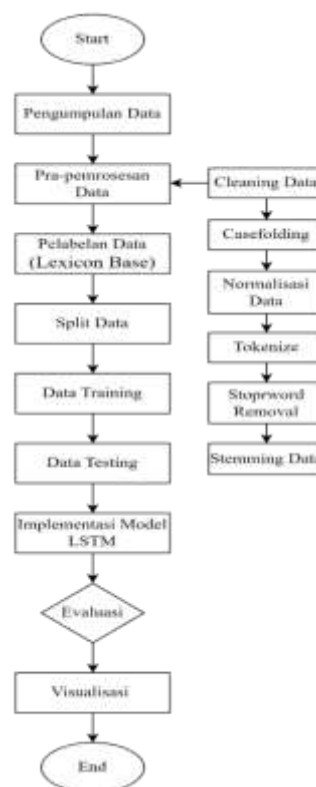
Gambar 3. Desain Penelitian

Berdasarkan desain penelitian diatas, dapat di uraikan secara terperinci sebagai berikut:

1. Identifikasi Masalah  
Banyaknya ulasan pengguna aplikasi Threads di Google Play Store belum dimanfaatkan secara optimal sebagai sumber informasi. Jumlah data yang besar dan beragam menyebabkan analisis manual menjadi tidak efisien serta berpotensi menghasilkan kesalahan.
2. Rumusan Masalah  
Bagaimana penerapan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) dalam menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Threads di Google Play Store secara otomatis dan akurat.
3. Pengumpulan Data

Data penelitian bersumber dari ulasan pengguna aplikasi Threads yang tersedia pada platform Google Play Store. Proses pengumpulan data dilakukan secara otomatis menggunakan teknik ekstraksi data, dengan hasil berupa kumpulan teks ulasan yang kemudian disimpan dalam bentuk file CSV sebagai data awal penelitian.

4. Pra-pemrosesan Data  
Data ulasan diproses melalui tahapan *cleaning*, *case folding*, normalisasi kata, tokenisasi, *stopword removal*, dan *stemming* untuk menghasilkan data yang siap digunakan dalam pemodelan.
5. Pemodelan LSTM  
Model LSTM dibangun dan dilatih menggunakan data yang telah diproses. Dataset dibagi menjadi data latih dan data uji, kemudian model dilatih dan divalidasi untuk mengenali pola sentimen ulasan.
6. Pengujian Model  
Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score berdasarkan hasil prediksi pada data uji.
7. Hasil  
Hasil analisis sentimen disajikan dalam bentuk tabel, grafik, dan confusion matrix, dengan klasifikasi sentimen ulasan pengguna ke dalam kategori positif, netral, dan negatif.



Gambar 4. Metode Perancangan

### 3.2 Metode Pengumpulan Data

Pengumpulan data merupakan tahapan yang dilakukan untuk memperoleh informasi yang sesuai dengan kebutuhan penelitian. Dalam penelitian ini, peneliti menggunakan metode studi literatur, yaitu dengan menelaah berbagai sumber rujukan yang relevan, seperti buku, artikel ilmiah, jurnal nasional maupun internasional, serta sumber daring yang berkaitan dengan topik yang diteliti. Fokus utama tinjauan pustaka meliputi teori analisis sentimen, NLP, algoritma Long Short-Term Memory, deep learning, serta teknik pra-pemrosesan teks, serta mencari tahu tentang penggunaan thread sebagai pendukung penelitian dalam pengolahan data yang diperoleh dari buku dan jurnal, serta artikel yang ditemukan di internet.

### 3.3 Metode Perancangan

Metode desain sistem dalam penelitian ini disusun berdasarkan langkah-langkah yang dijelaskan dalam diagram alir analisis sentimen menggunakan algoritma long short-term memory (LSTM). Setiap langkah dilakukan secara berurutan, mulai dari pengumpulan data hingga visualisasi hasil, sehingga sistem dapat menghasilkan model klasifikasi sentimen yang akurat dan terstruktur.

Gambar tersebut menunjukkan alur penelitian analisis sentimen menggunakan model LSTM yang dimulai dari tahap pengumpulan data ulasan pengguna. Data yang diperoleh kemudian diproses pada tahap pra-pemrosesan, yang meliputi *cleaning*, *case folding*, normalisasi, tokenisasi, *stopword removal*, dan *stemming* untuk menghasilkan data teks yang bersih dan terorganisir. Selanjutnya, data diberi label sentimen menggunakan pendekatan *lexicon base* dan dibagi menjadi data latih dan data uji. Data latih digunakan untuk melatih model LSTM, sedangkan data uji digunakan untuk pengujian model. Hasil klasifikasi kemudian dievaluasi menggunakan metrik evaluasi tertentu dan disajikan dalam bentuk visualisasi, sebelum proses penelitian diakhiri.

## 4. Hasil dan Pembahasan

Bab ini menyajikan hasil penelitian yang diperoleh dari penerapan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) dalam analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Threads yang diambil dari Google Play Store. Hasil penelitian mencakup tahapan perancangan sistem, hasil pengujian model, serta analisis kinerja model berdasarkan metrik evaluasi yang digunakan.

### 4.1 Hasil Pengumpulan Data

Pada tahap ini dilakukan proses pengumpulan data ulasan pengguna aplikasi Threads yang bersumber dari Google Play Store.

1 `!pip install google-play-scraper`

**Gambar 5.** Instal Google Play Scapper

Pengambilan data pada penelitian ini dilakukan secara otomatis menggunakan bahasa pemrograman Python dengan memanfaatkan library *google-play-scraper* sebagai alat untuk mengekstraksi ulasan dari Google Play Store dengan nama paket `com.instagram.barcelona`, yang merupakan pengidentifikasi utama. Hasil dari proses ini adalah kumpulan ulasan pengguna beserta informasi pendukung, yang kemudian digunakan sebagai dataset penelitian. Untuk memastikan keberhasilan pengumpulan data, dilakukan pengecekan awal dengan menampilkan jumlah ulasan dan contoh ulasan yang terkumpul.

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 5000 entries, 0 to 4999
Data columns (total 5 columns):
#   Column      Non-Null Count  Dtype
---  ---
0   Review ID    5000 non-null   object
1   Username     5000 non-null   object
2   Rating       5000 non-null   int64
3   Review Text  5000 non-null   object
4   Date         5000 non-null   object
dtypes: int64(1), object(4)
memory usage: 195.4+ KB
```

**Gambar 6.** Hasil Pengumpulan Data

Berdasarkan hasil pengumpulan data, dataset ulasan pengguna aplikasi Threads disimpan dalam bentuk struktur DataFrame menggunakan library pandas. Dataset tersebut terdiri dari 5.000 baris data dengan indeks mulai dari 0 hingga 4.999, yang menunjukkan bahwa seluruh data berhasil dikumpulkan sesuai dengan jumlah yang telah ditentukan.

#### 4.2 Hasil Pra-pemrosesan Data

Setelah data ulasan pengguna aplikasi Threads berhasil dikumpulkan dan dianalisis strukturnya, tahap selanjutnya adalah pra-pemrosesan data. Tahapan ini bertujuan untuk membersihkan dan menyiapkan data teks agar dapat diproses secara optimal oleh model Long Short-Term Memory (LSTM).

##### 1. Cleaning

Tahap cleaning data dilakukan untuk dilakukan melalui beberapa fungsi khusus, antara lain penghapusan URL, username, tag HTML, emoji, simbol khusus, serta angka.

**Table 2.** Hasil Cleaning

| Threads                                                                                                                                      | Hasil Cleaning                                                                                                                        |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Download juga cuma karna kepancing penasaran ada postingan threads di IG, abis penasaran uninstall lagi deh                                  | Download juga cuma karna kepancing penasaran ada postingan threads di IG abis penasaran uninstall lagi deh                            |
| Tempat paling aman buat berbagi. setahun ada disini...didominasi rekan sesama Gen X dengan pandangan terbuka. Gak ada lemot2.. lancar jaya.. | Tempat paling aman buat berbagi setahun ada disini...didominasi rekan sesama Gen X dengan pandangan terbuka Gak ada lemot lancar jaya |

Tabel tersebut menunjukkan bahwa proses *cleaning* berhasil menghilangkan karakter yang tidak relevan, seperti tanda baca ganda, simbol, dan spasi berlebih, tanpa mengubah makna utama ulasan.

##### 2. Case Folding

Setelah proses pembersihan teks, dilakukan tahap case folding, yaitu mengubah seluruh karakter pada teks ulasan menjadi huruf kecil.

**Table 3.** Hasil Case Folding

| Hasil Cleaning                                                                                                                        | Hasil Case Folding                                                                                                                    |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Download juga cuma karna kepancing penasaran ada postingan threads di IG abis penasaran uninstall lagi deh                            | download juga cuma karna kepancing penasaran ada postingan threads di ig abis penasaran uninstall lagi deh                            |
| Tempat paling aman buat berbagi setahun ada disini...didominasi rekan sesama Gen X dengan pandangan terbuka Gak ada lemot lancar jaya | tempat paling aman buat berbagi setahun ada disini...didominasi rekan sesama gen x dengan pandangan terbuka gak ada lemot lancar jaya |

Tabel pada kolom hasil *case folding*, seluruh huruf pada teks diubah menjadi huruf kecil (lowercase) secara konsisten untuk menunjukkan bahwa konversi huruf besar/kecil tidak mengubah makna kalimat, konversi ini hanya menstandarisasi bentuk huruf. Tujuan standarisasi adalah untuk menghindari perbedaan dalam cara kata-kata dengan makna yang sama direpresentasikan, seperti perbedaan antara huruf besar dan huruf kecil.

##### 3. Normalisasi

Tahap normalisasi data dilakukan untuk mengubah kata-kata tidak baku, singkatan, atau bahasa informal yang sering digunakan dalam ulasan pengguna menjadi kata baku.



**Table 4.** Hasil Normalisasi

| Hasil Case Folding                                                                                                                 | Hasil Normalisasi                                                                                                                       |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| download juga cuma karna kepancing penasaran ada postingan threads di ig abis penasaran uninstall lagi deh                         | download juga cuma karena kepancing penasaran ada postingan threads di ig habis penasaran uninstall lagi deh                            |
| tempat paling aman buat berbagi setahun ada disinididominasi rekan sesama gen x dengan pandangan terbuka gak ada lemot lancar jaya | tempat paling aman buat berbagi setahun ada disinididominasi rekan sesama gen kali dengan pandangan terbuka tidak ada lemot lancar jaya |

Proses ini dilakukan dengan memanfaatkan kamus kata baku berbahasa Indonesia yang diperoleh dari sumber daring. Setiap kata pada teks ulasan dibandingkan dengan kamus kata tidak baku.

#### 4. Tokenize

Tahap tokenisasi dilakukan dengan memecah teks ulasan hasil normalisasi menjadi unit-unit kata.

**Table 5.** Hasil Tokenize

| Hasil Normalisasi                                                                                                                       | Hasil Tokenize                                                                                                                                                                                       |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| download juga cuma karna kepancing penasaran ada postingan threads di ig abis penasaran uninstall lagi deh                              | ['download', 'juga', 'cuma', 'karena', 'kepancing', 'penasaran', 'ada', 'postingan', 'threads', 'di', 'ig', 'abis', 'penasaran', 'uninstall', 'lagi', 'deh']                                         |
| tempat paling aman buat berbagi setahun ada disinididominasi rekan sesama gen kali dengan pandangan terbuka tidak ada lemot lancar jaya | ['tempat', 'paling', 'aman', 'buat', 'berbagi', 'setahun', 'ada', 'disinididominasi', 'rekan', 'sesama', 'gen', 'kali', 'dengan', 'pandangan', 'terbuka', 'tidak', 'ada', 'lemot', 'lancar', 'jaya'] |

Tabel tersebut memperlihatkan bahwa setiap ulasan yang semula berbentuk kalimat utuh dipecah menjadi deretan kata berdasarkan urutan kemunculannya. Tahap tokenisasi ini dilakukan untuk mentransformasikan data teks ke dalam format yang lebih terorganisasi, sehingga setiap kata dapat dianalisis dan diproses secara terpisah.

#### 5. Stopword Removal

Tahap selanjutnya adalah *stopword removal* dengan menggunakan daftar *stopword* Bahasa Indonesia yang disediakan oleh library NLTK. Proses ini bertujuan untuk menghilangkan kata-kata umum yang tidak

memiliki kontribusi signifikan dalam menentukan sentimen, sehingga hanya kata-kata yang bersifat informatif yang dipertahankan dalam setiap ulasan.

**Table 6.** Hasil Stopword Removal

| Hasil Tokenize                                                                                                                                                                                       | Hasil Stopword Removal                                                                                                               |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| ['download', 'juga', 'cuma', 'karena', 'kepancing', 'penasaran', 'ada', 'postingan', 'threads', 'di', 'ig', 'abis', 'penasaran', 'uninstall', 'lagi', 'deh']                                         | ['download', 'kepancing', 'penasaran', 'postingan', 'threads', 'ig', 'habis', 'penasaran', 'uninstall', 'deh']                       |
| ['tempat', 'paling', 'aman', 'buat', 'berbagi', 'setahun', 'ada', 'disinididominasi', 'rekan', 'sesama', 'gen', 'kali', 'dengan', 'pandangan', 'terbuka', 'tidak', 'ada', 'lemot', 'lancar', 'jaya'] | ['aman', 'berbagi', 'setahun', 'ada', 'disinididominasi', 'rekan', 'gen', 'kali', 'pandangan', 'terbuka', 'lemot', 'lancar', 'jaya'] |

Berdasarkan tabel, terlihat bahwa kata-kata umum seperti “juga”, “karena”, “ada”, “di”, dan “dengan” tidak lagi muncul pada hasil akhir. Proses ini bertujuan untuk menghilangkan istilah-istilah yang berkontribusi secara signifikan dalam menentukan sentimen, sehingga informasi yang relevan menjadi lebih jelas dalam ulasan.

#### 6. Stemming

Tahap terakhir dalam pra-pemrosesan adalah stemming, yaitu proses mengembalikan setiap kata ke bentuk dasarnya.

**Table 7.** Hasil Stemming

| Hasil Stopword Removal                                                                                                               | Hasil Stemming                                                                |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------|
| ['download', 'kepancing', 'penasaran', 'postingan', 'threads', 'ig', 'habis', 'penasaran', 'uninstall', 'deh']                       | download pancing penasaran postingan threads ig habis penasaran uninstall deh |
| ['aman', 'berbagi', 'setahun', 'ada', 'disinididominasi', 'rekan', 'gen', 'kali', 'pandangan', 'terbuka', 'lemot', 'lancar', 'jaya'] | aman bagi tahun disinididominasi rekan gen kali pandang buka lot lancar jaya  |

Pada tabel menampilkan perbandingan antara data hasil *stopword removal* dan data setelah dilakukan stemming. Tahap stemming bertujuan untuk mengubah setiap kata menjadi bentuk kata dasar dengan menghilangkan imbuhan, sehingga variasi kata yang memiliki makna serupa.

#### 4.3 Analisis Teks

Pada tahap analisis data teks, beberapa pendekatan visualisasi dan analisis statistik sederhana digunakan, yaitu visualisasi word cloud, analisis frekuensi kata, dan analisis n-gram. *Word cloud* digunakan sebagai media visual untuk merepresentasikan kata-kata dominan dalam dataset, sehingga mempermudah analisis terhadap kata-kata yang mencerminkan sentimen pengguna. Analisis frekuensi kata dilakukan untuk mendapatkan gambaran kuantitatif tentang distribusi kemunculan kata, sedangkan analisis n-gram digunakan untuk mengamati pola kombinasi kata yang sering muncul secara berurutan dalam teks ulasan.

##### 1. Wordcloud Sebelum dan Sesudah Pra-pemrosesan Data

WordCloud merupakan salah satu bentuk visualisasi data teks yang digunakan untuk menampilkan kata-kata yang paling sering muncul dalam suatu kumpulan dokumen atau teks.



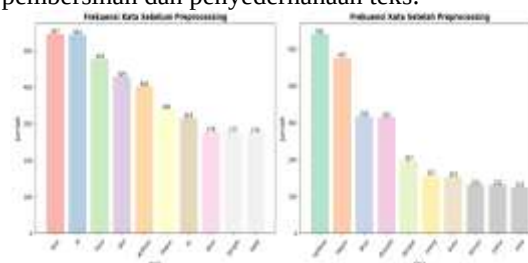
Gambar 7. Hasil Wordcloud Sebelum dan Sesudah Pra-pemrosesan Data

Pada wordcloud sebelum pra-pemrosesan (Before Preprocessing), terlihat bahwa kata-kata yang muncul masih sangat beragam dan kurang terstruktur. Banyak kata yang bersifat umum, tidak baku, atau merupakan variasi penulisan dari kata yang sama, seperti penggunaan imbuhan, kata tidak formal, serta kata-kata penghubung yang tidak memiliki makna sentimen yang kuat. Selain itu, masih ditemukan kata-kata yang mengandung noise akibat penggunaan bahasa sehari-hari pengguna media sosial.

Sebaliknya, pada wordcloud setelah pra-pemrosesan (After Preprocessing), terlihat perubahan yang signifikan. Kata-kata yang ditampilkan menjadi lebih bersih, ringkas, dan relevan terhadap konteks sentimen. Proses cleaning, case folding, normalisasi, stopword removal, dan stemming berhasil menghilangkan kata-kata yang tidak penting serta menyatukan berbagai bentuk kata menjadi kata dasar. Hal ini menyebabkan kata-kata yang memiliki makna sentimen kuat, seperti kata yang berkaitan dengan pengalaman penggunaan aplikasi, fitur, dan respons pengguna, menjadi lebih dominan dan mudah diidentifikasi.

##### 2. Frekuensi Kata Sebelum dan Sesudah Pra-pemrosesan Data

Analisis frekuensi kata dilakukan untuk mengidentifikasi kata-kata yang paling sering muncul pada data ulasan sebelum dan setelah proses pra-pemrosesan. Tahap ini bertujuan untuk melihat perubahan distribusi kata akibat penerapan pembersihan dan penyederhanaan teks.



Gambar 8. Hasil Frekuensi Kata Sebelum dan Sesudah Pra-pemrosesan Data

Pada grafik sebelum preprocessing, kata-kata yang muncul dengan frekuensi tertinggi masih didominasi oleh kata-kata umum dan kata fungsi, seperti kata ganti dan kata penghubung. Kata-kata tersebut memiliki frekuensi tinggi namun tidak secara langsung merepresentasikan isi atau sentimen ulasan. Kondisi ini menunjukkan bahwa data mentah masih mengandung banyak kata yang bersifat struktural dan kurang informatif. Sebaliknya, pada grafik setelah preprocessing, kata-kata yang muncul lebih spesifik dan berkaitan langsung dengan konteks ulasan pengguna. Kata-kata yang bersifat umum telah berkurang secara signifikan akibat proses stopword removal dan stemming. Kata-kata yang tersisa mencerminkan pengalaman pengguna terhadap aplikasi, seperti penilaian kualitas aplikasi, fitur, serta respons pengguna.

#### 4.4 Pelabelan Data

Proses pelabelan sentimen dilakukan menggunakan pendekatan berbasis leksikon dengan memanfaatkan kamus kata positif dan negatif berbahasa Indonesia. Kamus tersebut digunakan sebagai acuan untuk mengidentifikasi kecenderungan sentimen dalam setiap ulasan pengguna berdasarkan kata-kata yang terkandung di dalam teks.

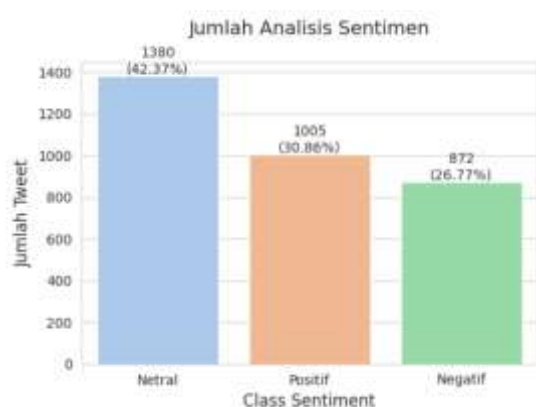


|      | steming_data                                      | Score | Sentiment |
|------|---------------------------------------------------|-------|-----------|
| 0    | mantab                                            | 0     | Netral    |
| 1    | aman bagi tahun disinidominasi rekan gen kal...   | 1     | Positif   |
| 3    | berat aplikasi ya                                 | 0     | Netral    |
| 4    | share facebook                                    | 0     | Netral    |
| 5    | bagus apl                                         | 0     | Netral    |
| ...  | ...                                               | ...   | ...       |
| 3369 | ayo got                                           | 0     | Netral    |
| 3370 | begus                                             | 0     | Netral    |
| 3371 | suka thread sayang akun kena suspend komen ane... | -3    | Negatif   |
| 3372 | lumayan bagus                                     | 0     | Netral    |
| 3373 | akun masalah                                      | -1    | Negatif   |

Gambar 9. Hasil Pelabelan Data

Gambar 15 menampilkan hasil akhir proses pelabelan sentimen pada data ulasan pengguna aplikasi Threads setelah melalui seluruh tahapan pra-pemrosesan. Tabel terdiri dari tiga kolom utama, yaitu *steming\_data*, *Score*, dan *Sentiment*.

Kolom *steming\_data* berisi teks ulasan yang telah melalui proses pembersihan, normalisasi, penghapusan stopword, dan stemming, sehingga setiap kata berada dalam bentuk kata dasar. Kolom ini menjadi dasar utama dalam proses analisis sentimen.



Gambar 10. Struktur Sentimen Positif, Negatif, dan Netral Pelabelan Data

Berdasarkan grafik, sentimen Netral merupakan kategori yang paling dominan dengan jumlah 1.380 ulasan, yang setara dengan 42,37% dari total data. Dominasi sentimen netral menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna memberikan ulasan yang bersifat informatif atau deskriptif tanpa menunjukkan kecenderungan emosi yang kuat, baik positif maupun negatif. Sentimen Positif berada pada urutan kedua dengan jumlah 1.005 ulasan atau sekitar 30,86%. Ulasan dalam kategori ini mencerminkan adanya respon yang cukup baik dari pengguna terhadap aplikasi Threads, seperti kepuasan terhadap fitur, kemudahan penggunaan, atau pengalaman positif secara umum. Sementara itu, sentimen Negatif memiliki jumlah 872 ulasan, yaitu sekitar 26,77% dari keseluruhan data. Ulasan negatif umumnya berkaitan dengan keluhan pengguna, seperti permasalahan teknis,

keterbatasan fitur, atau kendala dalam penggunaan aplikasi.

#### 4.5 Splitting Data

Dataset dibagi menjadi data latih dan data uji untuk mendukung proses pembelajaran dan evaluasi model.

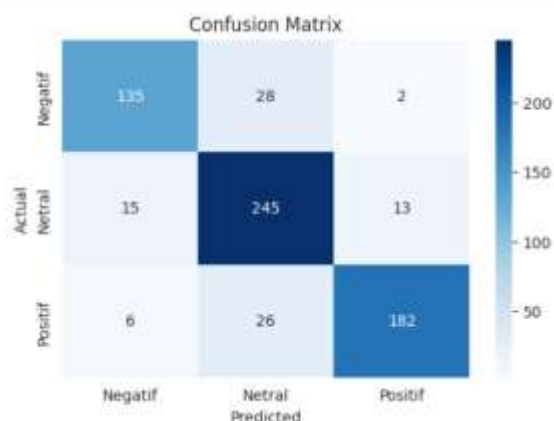


Gambar 11. Hasil Splitting Data

Berdasarkan grafik, jumlah data latih sebanyak 2.605 data, yang setara dengan 79,98% dari total dataset. Sementara itu, data uji berjumlah 652 data atau sekitar 20,02%. Proporsi ini menunjukkan bahwa sebagian besar data digunakan untuk melatih model, sedangkan sebagian lainnya digunakan untuk menguji performa model setelah proses pelatihan selesai.

#### 4.6 Implementasi Model

Pada tahap ini dilakukan implementasi model analisis sentimen menggunakan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi Threads. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan confusion matrix untuk melihat kesesuaian antara hasil prediksi model dan label sentimen sebenarnya. Confusion matrix menunjukkan jumlah data yang diklasifikasikan dengan benar pada masing-masing kelas sentimen serta jumlah kesalahan klasifikasi yang terjadi. Nilai pada diagonal utama matriks merepresentasikan prediksi yang tepat, sedangkan nilai di luar diagonal menunjukkan kesalahan prediksi antar kelas sentimen. Berdasarkan confusion matrix tersebut, dihitung beberapa metrik evaluasi utama, yaitu akurasi, presisi, recall, dan F1-score.



Gambar 12. Confusion Matrix

Pada kelas Negatif, dari total 165 data aktual, sebanyak 135 data berhasil diprediksi dengan benar sebagai negatif. Namun, terdapat 28 data yang salah diklasifikasikan sebagai netral dan 2 data yang diprediksi sebagai positif. Hal ini menunjukkan bahwa sebagian kesalahan prediksi pada kelas negatif cenderung bergeser ke kelas netral.

Untuk kelas Netral, dari 273 data aktual, sebanyak 245 data berhasil diklasifikasikan dengan tepat. Sementara itu, 15 data salah diprediksi sebagai negatif dan 13 data sebagai positif. Tingginya jumlah prediksi benar pada kelas ini menunjukkan bahwa model cukup baik dalam mengenali sentimen netral.

Pada kelas Positif, dari 214 data aktual, sebanyak 182 data berhasil diprediksi dengan benar sebagai positif. Adapun 6 data salah diklasifikasikan sebagai negatif dan 26 data sebagai netral. Kesalahan prediksi pada kelas positif umumnya terjadi pada pergeseran ke kelas netral.

Baris Total Prediksi menunjukkan jumlah keseluruhan prediksi model untuk masing-masing kelas, yaitu 156 prediksi negatif, 299 prediksi netral, dan 197 prediksi positif, dengan total 652 data uji. Nilai diagonal utama yang relatif besar dibandingkan nilai di luar diagonal menunjukkan bahwa sebagian besar data berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model.

## 5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan mengenai penerapan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) untuk analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Threads, dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut.

### 5.1 Simpulan

Secara keseluruhan, algoritma LSTM dapat diterapkan secara efektif untuk analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Threads dan mampu menangani data teks yang bersifat sekuensial dengan cukup baik. Berdasarkan

hasil penelitian penerapan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) untuk analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Threads, dapat disimpulkan bahwa tahapan pra-pemrosesan data mampu meningkatkan kualitas data teks sehingga sesuai untuk diproses oleh model. Model LSTM yang dibangun berhasil mengklasifikasikan sentimen ke dalam tiga kelas, yaitu negatif, netral, dan positif, dengan tingkat akurasi sebesar 86,20%. Hasil evaluasi menggunakan confusion matrix serta metrik presisi, recall, dan F1-score menunjukkan performa model yang relatif seimbang pada setiap kelas sentimen, dengan presisi tertinggi pada kelas positif dan recall tertinggi pada kelas netral. Selain itu, visualisasi perbandingan antara sentimen aktual dan hasil prediksi memperlihatkan pola distribusi yang cenderung sejalan. Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma LSTM efektif digunakan untuk analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Threads dan mampu menangani data teks yang bersifat sekuensial dengan baik.

### 5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan metrik evaluasi tambahan seperti precision, recall, dan F1-score dalam bentuk macro dan weighted average agar evaluasi performa model menjadi lebih komprehensif, terutama pada kondisi data yang tidak seimbang. Selain itu, pengembangan arsitektur model yang lebih kompleks, seperti penambahan attention mechanism atau penggunaan model berbasis transformer, dapat dipertimbangkan untuk meningkatkan pemahaman konteks kalimat. Jumlah dan variasi data ulasan juga dapat diperluas dengan mengambil data dari periode waktu yang lebih panjang atau dari platform lain. Penelitian lanjutan juga dapat membandingkan algoritma LSTM dengan metode lain, seperti Support Vector Machine atau Naïve Bayes, guna memperoleh model yang paling optimal. Hasil analisis sentimen diharapkan dapat dimanfaatkan oleh pengembang aplikasi Threads sebagai bahan evaluasi dalam meningkatkan kualitas layanan dan pengalaman pengguna.

### Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Tuhan Yang Maha Esa atas rahmat dan karunia-Nya sehingga penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik. Ucapan terima kasih juga disampaikan kepada dosen pembimbing atas bimbingan, arahan, dan masukan yang diberikan selama proses penelitian. Selain itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada orang tua dan keluarga atas dukungan serta doa yang diberikan, serta kepada semua pihak yang telah membantu dan berkontribusi dalam penyelesaian penelitian ini.

## Daftar Rujukan

- [1] K. Nafi, R. Sholehah, and N. Rahim, "Unveiling Insights : A Knowledge Discovery Approach to Comparing Topic Modeling Techniques in Digital Health Research," vol. 8, no. 1, pp. 111–125, 2024.
- [2] R. Sovia, A. Muhammad, S. Arlis, Guslendra, and S. Defit, "Analysis of sales levels of pharmaceutical products by using data mining algorithm C45," *Indones. J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, vol. 22, no. 1, pp. 476–484, 2021, doi: 10.11591/ijeecs.v22.i1.pp476-484.
- [3] W. Wahidin *et al.*, "Application of data mining techniques using the K- Means Method on Unmet Need of Health Services by Province in Indonesia Application of data mining techniques using the K-Means Method on Unmet Need of Health Services by Province in Indonesia", doi: 10.1088/1742-6596/1783/1/012012.
- [4] A. P. Windarto, A. Wanto, and R. Watrianthos, "A Comprehensive Bibliometric Analysis of Deep Learning Techniques for Breast Cancer Segmentation: Trends and Topic Exploration (2019-2023)," vol. 5, no. 158, pp. 5–10, 2026.
- [5] N. Farid, Mohammad, S. Ferdiana Kusuma, J. Ngagel, and J. Selatan, "JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika) Analisis Sentimen pada Media Sosial Twitter Terhadap Kebijakan Pemberlakuan Pembatasan Kegiatan Masyarakat Berbasis Deep Learning," *JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelit. Inform.)*, vol. 8, no. 1, pp. 44–49, 2022.
- [6] A. Azzam, N. Prasetyo, and M. F. N. Maghfiroh, "The Integration of Kansei Engineering and Kano Model on Natural Language Processing ( NLP ) to Support Development of Service Product in the Borobudur Temple Tourism," vol. 14, no. 2, 2024.
- [7] R. C. Rivaldi and T. D. Wismarini, "Sentiment Analysis on Product Reviews with Natural Language Processing (NLP) Method (Case Study Zalika Store 88 Shopee)," *J. Ilm. Elektron. dan Komput.*, vol. 17, no. 1, pp. 120–128, 2024.
- [8] P. F. Rachman and H. Santoso, "Jurnal Teknologi dan Manajemen Informatika Perbandingan Model Deep Learning untuk Klasifikasi Sentiment Analysis dengan Teknik Natural Language Processing Article Info ABSTRACT," *Teknol. dan Manaj. Inform.*, vol. 7, no. 2, pp. 103–112, 2021, [Online]. Available: <http://http/jurnal.unmer.ac.id/index.php/jtmi>
- [9] W. Budiharto, "Data science approach to stock prices forecasting in Indonesia during Covid - 19 using Long Short - Term Memory ( LSTM )," *J. Big Data*, 2021, doi: 10.1186/s40537-021-00430-0.
- [10] Y. Romadhoni and K. F. H. Holle, "Analisis Sentimen Terhadap PERMENDIKBUD No.30 pada Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes dan LSTM," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 7, no. 2, pp. 118–124, 2022, doi: 10.30591/jpit.v7i2.3191.
- [11] N. Nurzaman, N. Suarna, and W. Prihartono, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Threads Di Google Playstore Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 1, pp. 967–974, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8708.
- [12] P. Arsi, R. Wahyudi, and R. Waluyo, "Optimasi SVM Berbasis PSO pada Analisis Sentimen Wacana Pindah Ibu Kota Indonesia," *J. RESTI*, vol. 5, no. 2, pp. 231–237, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i2.2698.
- [13] M. Lestandy, A. Abdurrahim, and L. Syafa'ah, "Analisis Sentimen Tweet Vaksin COVID-19 Menggunakan Recurrent Neural Network dan Naïve Bayes," *J. RESTI*, vol. 5, no. 4, pp. 802–808, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i4.3308.
- [14] R. N. Fauzi *et al.*, "Analisis Sentimen Program Makan Bergizi Gratis Siswa SMAN 01 Manokwari dengan Naïve Bayes Sentiment Analysis of the Free Nutritional Meal Program for Students of SMAN 01 Manokwari Using Naive Bayes," vol. 7, no. 02, pp. 38–45, 2025, doi: 10.52303/jb.v7i2.161.
- [15] E. Yuniar, D. S. Utsalinah, and D. Wahyuningsih, "Implementasi Scrapping Data Untuk Sentiment Analysis Pengguna Dompot Digital dengan Menggunakan Algoritma Machine Learning," *J. Janitra Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 2, no. 1, pp. 35–42, 2022, doi: 10.25008/janitra.v2i1.145.
- [16] I. H. Kusuma and N. Cahyono, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Penggunaan E-Commerce Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 8, no. 3, pp. 302–307, 2023, doi: 10.30591/jpit.v8i3.5734.
- [17] Alfarizi M. Riziq Sirfatullah, Al-farish Muhamad Zidan, Taufiqurrahman Muhamad, Ardiansah Ginan, and Elgar Muhamad, "Penggunaan Python Sebagai Bahasa Pemrograman untuk Machine Learning dan Deep Learning," *Karya Ilm. Mhs. Bertauhid (KARIMAH TAUHID)*, vol. 2, no. 1, pp. 1–6, 2023.
- [18] P. P. O. Mahawardana, G. A. Sasmita, and I. P. A. E. Pratama, "Analisis Sentimen Berdasarkan Opini dari Media Sosial Twitter terhadap 'Figure Pemimpin' Menggunakan Python," *JITTER J. Ilm. Teknol. dan Komput.*, vol. 3, no. 1, p. 810, 2022, doi: 10.24843/jtrti.2022.v03.i01.p17.
- [19] R. Vindua and A. U. Zailani, "Analisis

- Sentimen Pemilu Indonesia Tahun 2024 Dari Media Sosial Twitter Menggunakan Python,” *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 10, no. 2, p. 479, 2023, doi: 10.30865/jurikom.v10i2.5945.
- [20] V. No, J. Hal, and R. G. Guntara, “Pemanfaatan Google Colab Untuk Aplikasi Pendeteksian Masker Wajah Menggunakan Algoritma Deep Learning YOLOv7 Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis,” vol. 5, no. 1, pp. 55–60, 2023.
- [21] Miftahul Arifin, Fauzi Helmi, and D. F. Alamsyah, “Analisis Pola Asosiasi Penjualan Produk Ritel Dengan Platform Google Colab,” *JUSTIFY J. Sist. Inf. Ibrahmy*, vol. 3, no. 1, pp. 74–85, 2024, doi: 10.35316/justify.v3i1.5569.
- [22] F. Nufairi, N. Pratiwi, and F. Herlando, “Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Threads Di Google Play Store Menggunakan Algoritma Support Vector Machine,” *JUPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.)*, vol. 9, no. 1, pp. 339–348, 2024, doi: 10.29100/jupi.v9i1.4929.