

# Klasifikasi Sentimen Emosi Pada Dataset Goemotion Menggunakan LSTM

Bagus Satrio<sup>#1</sup>, Bulan Fitri Dahlan<sup>#2</sup>, Fathir Fathan<sup>#3</sup>, Fadhil Zahran Muwafa<sup>#4</sup>, Muhammad Reyhan Zanzabili<sup>#5</sup>, Abdiansah Abdiansah<sup>#6</sup>

*#Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya  
Indralaya Utara, Kabupaten Ogan Ilir, Provinsi Sumatera Selatan, 30862*

<sup>1</sup>09021182025025@student.unsri.ac.id

<sup>2</sup>09021282025071@student.unsri.ac.id

<sup>3</sup>09021282025088@student.unsri.ac.id

<sup>4</sup>09021282025077@student.unsri.ac.id

<sup>5</sup>09021282025093@student.unsri.ac.id

<sup>6</sup>abdiansah@unsri.ac.id

**Abstrak**— Penelitian ini membahas tentang pengembangan sistem klasifikasi sentimen emosi pada teks menggunakan metode deep-learning LSTM (Long Short Term Memory) dengan dataset yang digunakan yaitu dataset GoEmotion. Sistem ini bertujuan untuk mengidentifikasi emosi tersirat yang terkandung dalam suatu teks secara tepat dan efisien ke dalam 28 jenis bentuk emosi. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah LSTM atau Long Short Term Memory untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan emosi berdasarkan teks. Program dalam penelitian ini dibuat menggunakan bahasa pemrograman python dengan menggunakan beberapa library yang telah tersedia. Hasil dari eksperimen ini menunjukkan bahwa model LSTM mampu mengenali dan mengklasifikasikan emosi yang terkandung di dalam sebuah teks secara cukup baik dengan akurasi tertinggi mencapai angka 0.36 (36% akurasi). Sistem klasifikasi ini digunakan untuk dapat mengatasi masalah terkait dengan pengenalan emosi yang terkandung dalam suatu teks atau kalimat.

**Kata kunci**— teks, klasifikasi, deep learning, long short term memory, emosi

## I. PENDAHULUAN

Kehidupan manusia tidak lepas dari emosi. Ekspresi dan deteksi emosi adalah pusat dari pengalaman manusia dan interaksi sosial [1]. Dengan sebanyak beberapa kata, kita dapat mengekspresikan berbagai macam emosi yang halus dan kompleks, dan itu dengan demikian telah menjadi tujuan jangka panjang untuk memungkinkan mesin untuk memahami pengaruh dan emosi [2]. Emosi adalah suatu reaksi terhadap suatu tindakan atau kejadian yang terjadi. Emosi terbagi menjadi dua, yaitu positif dan

negatif. Dari dua kelompok ini, dapat dijabarkan lagi menjadi beberapa emosi seperti marah, sedih, senang, sedih, takut, terkejut, kecewa, dan sebagainya. Analisis emosi sudah menjadi pembahasan dalam berbagai disiplin ilmu seperti kognitif, psikologi, bahkan media sosial [3].

Di era yang serba menggunakan teknologi seperti saat ini, seseorang dapat dengan mudah mengekspresikan dirinya dalam beropini di berbagai platform media sosial. Mereka membagikan pemikiran mereka melalui komentar dan ulasan. Dari opini atau pemikiran tersebut orang-orang dapat mengeluarkan reaksi emosi dalam bentuk verbal dan non-verbal.

Emosi verbal merupakan emosi yang berbentuk lisan maupun tulisan, sedangkan untuk emosi non-verbal menggunakan bahasa tubuh seperti mengekspresikan raut wajah, gerak-gerik kaki maupun tangan [4]. Mendeteksi emosi dalam dialog tekstual adalah masalah yang menantang karena tidak adanya ekspresi wajah dan modulasi suara [5]. Untuk mendeteksi emosi pada teks diperlukan pengklasifikasian emosi. Klasifikasi merupakan suatu proses pengelompokan objek yang telah diberikan label atau kelas yang ditentukan sebelumnya, sedangkan klasifikasi kalimat adalah sebuah kalimat yang topik utamanya dikelompokkan ke dalam beberapa kelompok berdasarkan kelas yang telah ditentukan [6].

Analisis emosi sangat penting dilakukan karena dapat digunakan untuk mengetahui keadaan emosi seseorang. Selain itu, analisis emosi dapat mempengaruhi pendukung keputusan dalam berbagai area, diantaranya manajemen dan marketing, interaksi pengguna, keuangan, politik, kesehatan dan pendidikan. Dari analisis inilah nantinya

akan mengetahui emosi yang dikeluarkan melalui teks tersebut termasuk kedalam kategori positif atau negatif.

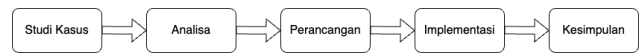
Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem pendeteksian dan pengklasifikasian jenis emosi pada teks menggunakan algoritma deep learning Long Short Term Memory atau LSTM. Pada penelitian sebelumnya terkait klasifikasi emosi pada teks dengan judul “CARER: Contextualized Affect Representation for Emotion Recognition” dengan menggunakan 2 datasets yang berbeda (Subjective dan Objective) dan kelas emosi sadness, joy, fear, anger, surprise, trust, disgust dan anticipation, didapatkan nilai F1 sebesar 79% [7]. Selanjutnya penelitian dengan judul “Klasifikasi Emosi Untuk Teks Bahasa Indonesia Menggunakan Metode Naïve Bayes” dengan menggunakan rasio data train dan data test sebanyak 0,8 dihasilkan nilai F-measure dengan tinggi 62,15 [8]. Kemudian penelitian klasifikasi emosi pada teks menggunakan metode LSTM mendapatkan nilai akurasi sebesar 73,15% [9]. Kemudian penelitian dengan judul “Recurrent Neural Network Dengan Long Short Term Memory Untuk Analisis Sentimen Data Instagram”, data komentar sebanyak 1473 terbagi menjadi 3 kelas sentimen yaitu positif, netral dan negatif. Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa analisis sentimen menggunakan LSTM pada data Instagram memiliki tingkat akurasi pelatihan sebesar 97,37% dan tingkat akurasi penerapan sebesar 79,46% terdapat kelemahan pada penelitian yaitu jumlah data komentar yang tidak seimbang [10].

Pada penelitian ini, peneliti menggunakan 28 label emosi yang diambil dari dataset GoEmotions pada platform kaggle. Label emosi tersebut diantaranya adalah admiration, amusement, anger, annoyance, approval, caring, confusion, curiosity, desire, disappointment, disapproval, disgust, embarrassment, excitement, fear, gratitude, grief, joy, love, nervousness, optimism, pride, realization, relief, remorse, sadness, surprise dan neutral. Pada paper ini, akan dibahas tentang implementasi dari algoritma deep learning Long Short Term Memory atau LSTM untuk pendeteksian dan pengklasifikasian jenis emosi pada teks menggunakan dataset GoEmotions yang berasal dari kaggle, termasuk proses pengolahan data, implementasi, pelabelan data, preprocessing data, kemudian metode LSTM.

Dalam penelitian ini akan memberikan hasil dan pembahasan terhadap sistem yang dikembangkan, dengan mengukur tingkat akurasi dari sistem. Diharapkan hasil dari penelitian ini bermanfaat dalam perkembangan ilmu deep learning dalam bidang pengklasifikasian emosi. Selain itu, mengetahui performa LSTM dalam menganalisis klasifikasi pada teks dalam berbahasa inggris menggunakan dataset GoEmotion yang berasal dari Kaggle.

## II. METODE

Penelitian ini dilakukan dengan cara mengumpulkan sumber bacaan dari beberapa penelitian terkait. Gambar 1 menunjukkan urutan tahapan penelitian.



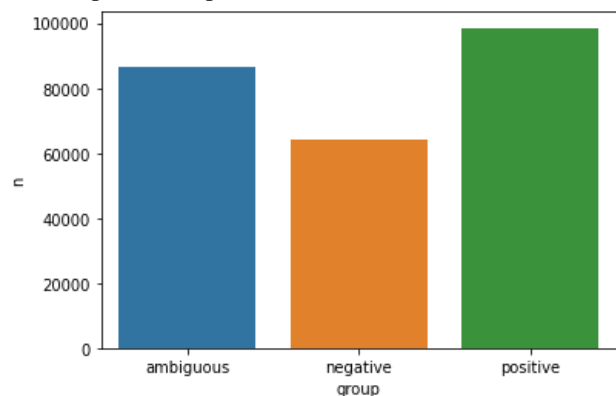
Gambar. 1 Proses Metodologi Penelitian

### A. Studi Kasus

Makalah Penelitian ini menggabungkan studi kasus dari bidang ilmu komputer dan bidang ilmu psikologi untuk menganalisis sentimen emosi pada data teks. Penelitian ini mengklasifikasikan data teks dari dataset yang diambil dari platform Kaggle tentang Kumpulan data Google AI GoEmotions terdiri dari komentar dari pengguna Reddit dengan 28 label emosi. Pada penelitian ini, metode Long Short-Term Memory (LSTM) digunakan dan dikembangkan untuk menghasilkan model yang lebih optimal dari penelitian sebelumnya.

### B. Analisis Data

GoEmotions adalah kumpulan 58 ribu komentar yang diambil dari platform Reddit. Kategori emosi diidentifikasi oleh Google bersama dengan psikolog dan mencakup 12 positif, 11 negatif, 4 emosi ambigu, dan 1 netral dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar. 2 Diagram batang jumlah data

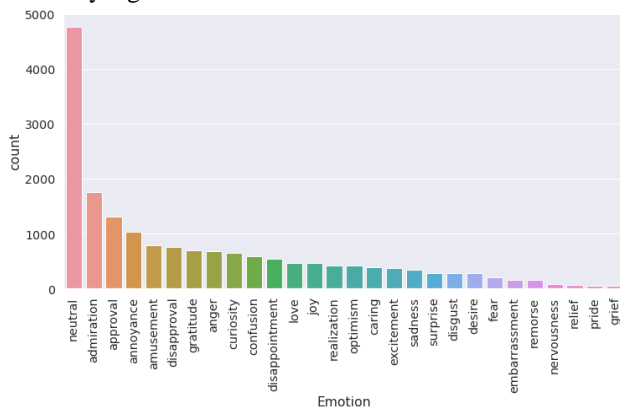
Selanjutnya data *positive*, *negative* dan *ambiguous* tersebut akan diklasifikasikan menjadi 28 kategori emosi yang dapat dilihat pada gambar 3.

Positive		Negative		Ambiguous
admiration 🙌	joy 😄	anger 😡	grief 😞	confusion 😕
amusement 😄	love ❤️	annoyance 😡	nervousness 😰	curiosity 🤔
approval 👍	optimism 😊	disappointment 😞	remorse 😞	realization 💡
caring 🤗	pride 😊	disapproval 🙄	sadness 😞	surprise 😲
desire 🤩	relief 😌	disgust 🤢		
excitement 🤩		embarrassment 😳		
gratitude 🙏		fear 😨		

Gambar. 3 Taksonomi GoEmotions mencakup 28 kategori emosi termasuk “neutral”

Kategori emosi tersebut adalah *admiration*, *amusement*, *anger*, *annoyance*, *approval*, *caring*,

*confusion, curiosity, desire, disappointment, disapproval, disgust, embarrassment, excitement, fear, gratitude, grief, joy, love, nervousness, optimism, pride, realization, relief, remorse, sadness, surprise.* Sebaran data per-kategori emosi dapat dilihat pada gambar 4. Distribusi emosi pada *GoEmotions dataset* tidak merata, dimana beberapa emosi lebih sering muncul dibandingkan emosi lainnya. Namun penelitian ini hanya ditujukan untuk menemukan akurasi sentiment berdasarkan dataset yang ada dan menggunakan metode yang telah ditentukan.



Gambar. 4 Diagram batang jumlah data pada setiap emosi

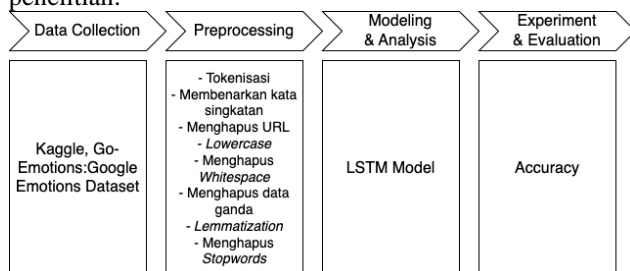
Pada Tabel 1 terdapat contoh data teks berlabel dari komentar pada platform Reddit.

Tabel I  
Contoh Data Teks Berlabel

Teks	Label
shame quite cute	admiration
name name name hey name name prostitute robot ...	neutral
original post	approval
new study came china actually late	annoyance
hahaha funny relatable	amusement
cheer recommendation nonetheless look	joy
movie make sense name lying thankfully profess...	gratitude

### C. Perancangan

Penelitian ini menggunakan metode LSTM untuk mengklasifikasi emosi. Gambar 4 menunjukkan alur kerja penelitian.



Gambar. 5 Diagram alur kerja penelitian

### D. Pelabelan Data

Di dalam klasifikasi, hal utama yang harus dilakukan adalah pelabelan pada data yang benar dan akurat. Pada penelitian ini digunakan label yang telah disediakan pada *dataset* untuk 28 kelas yang berbeda-beda.

### E. Data Preprocessing

*Data preprocessing* adalah sebuah tahapan yang sangat penting dalam melakukan proses klasifikasi data teks [11]. Tujuan dilakukannya *data preprocessing* adalah untuk menghilangkan *noise* atau data yang tidak dibutuhkan, seperti emoji, url, angka, dan lainnya, serta untuk menyeragamkan bentuk data kata, sehingga data kata dapat menjadi lebih bersih sebelum diolah pada proses selanjutnya [11]. Dari data yang didapatkan, masih banyak ditemukan kata-kata yang tidak berstruktur, sehingga dibutuhkan pemrosesan atau pembersihan data yang dilakukan, yang mencakup tahapan-tahapan sebagai berikut:

- Menghapus semua karakter selain alfabet
- Membenarkan kata-kata singkatan
- Menghapus url
- Mengubah semua huruf kapital menjadi huruf kecil
- Menghapus *whitespace* yang berlebihan
- Menghapus data yang berganda
- Melakukan proses *lemmatization* pada tiap kata
- Menghapus *stopwords* yang muncul

### F. Implementasi Model LSTM

*Long Short-Term Memory* (LSTM) diperkenalkan pertama kali pada tahun 1997 oleh Hochreiter dan Schmidhuber [12]. LSTM adalah sebuah jenis dari *Recurrent Neural Network* (RNN). LSTM sendiri dapat menemukan lapisan tersembunyi dari setiap sel dan dirancang untuk menyimpan informasi sel sebelumnya. Metode LSTM digunakan dengan cara mengklasifikasi data secara jangka panjang dengan menyimpan pada sel memori [11].

Pada penelitian ini, LSTM diimplementasikan dengan bantuan *library* Keras. Sebelum *dataset* dimasukkan ke dalam layer LSTM, dilakukan pembagian *dataset* menjadi tiga bagian, yaitu *dataset training*, *dataset validation*, dan *dataset testing*. Kemudian pada tiap label dilakukan proses *label encoding* dan proses konversi label menjadi binary class matrix, yang mana akan mengubah label, misalkan “happy”, menjadi *array* satu dimensi 28 kolom (untuk 28 emosi) yang semuanya bernilai 0 selain kolom emosi yang terkait yang bernilai 1.

Lalu akan digunakan *Tokenizer()* Keras dan dilakukan proses *fitting* terhadap dataset yang digunakan. *Tokenizer* bertujuan untuk membagi kalimat menjadi beberapa bagian [13]. *Tokenizer* tersebut akan digunakan lagi untuk mengubah teks menjadi *integer sequences* serta dilakukan proses *padding* agar panjang datanya sama.

Setelah itu, barulah data dapat dimasukkan ke dalam model. Model yang digunakan adalah *Sequential()* dengan

layer *Embedding*, *LSTM*, dan *Dense*. Dalam proses pembangunan model ini, terdapat beberapa parameter yang akan digunakan, yaitu:

- Learning Rate
- Dimensi output layer *Embedding*
- Dimensi output layer *LSTM*
- Dropout Rate
- Recurrent Dropout Rate
- Training Epoch
- Custom weight GloVe yang telah disesuaikan dengan data training sebagai pengganti manual weight training pada layer *Embedding*

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini, eksperimen dimulai dengan membagi dataset menjadi 2 (dua) bagian, yaitu 90% training and validation data dan 10% testing data, lalu membagi dua training and validation data menjadi 80% training data dan 20% validation data. Tahapan selanjutnya, yaitu melakukan konfigurasi parameter. Beberapa parameter yang akan dimodifikasi diantaranya glove embeddings, embedding dimension, lstm dimension, learning rate, epoch, truncating, dan lstm dropout.

TABEL II  
Hasil Training Model LSTM

use_glove	embedding_dim	lstm_dim	learning_rate	training_epoch	df_truncating	lstm_dropout	accuracy
False	100	128	0.1	5	pre	0.0	0.1160
False	50	16	0.1	5	pre	0.0	0.3063
False	50	32	0.1	5	pre	0.0	0.3204
False	50	32	0.1	5	pre	0.1	0.3243
False	50	32	0.1	10	pre	0.0	0.2959
False	100	32	0.1	5	pre	0.0	0.2769
False	100	32	0.1	10	pre	0.0	0.2783
False	100	64	0.1	5	pre	0.0	0.2689
False	50	64	0.1	5	pre	0.0	0.2983
False	50	50	0.1	5	pre	0.0	0.2866
False	50	32	0.1	5	post	0.0	0.3079
False	50	32	0.1	5	pre	0.2	0.3146
False	50	32	0.01	5	pre	0.0	0.3544
False	50	32	0.001	5	pre	0.0	0.3586
False	50	32	0.001	5	pre	0.1	0.3665
False	50	32	0.001	5	pre	0.1	0.3477

Sebagai *baseline*, kami menggunakan RidgeClassifier untuk membandingkan kinerja model LSTM dalam analisis sentimen. RidgeClassifier dipilih karena keandalannya dalam klasifikasi data dengan fitur yang banyak dan berkorelasi tinggi. Kami memperoleh akurasi sebesar 22,97% atau 23% dengan menggunakan

RidgeClassifier pada testing data, yang kemudian menjadi acuan untuk membandingkan akurasi dengan model LSTM yang lebih kompleks dan dapat mempelajari fitur-fitur yang lebih kompleks dalam data sentimen. Tabel 2 memperlihatkan hasil klasifikasi menggunakan metode LSTM.

Pada Tabel 2, hasil akurasi terbaik yang didapatkan dengan validation data adalah 36,65 % yang menggunakan konfigurasi parameter, glove tidak digunakan, embed dimension sebesar 50, lstm dimension sebesar 32, learning rate sebesar 0,001, epochs sebanyak 5, penggunaan truncating pre, dan persentase dropout sebesar 0,1. Dengan parameter yang sama, akurasi dengan testing data adalah 36.67%

Dari hasil percobaan pada Tabel 2, kami mendapatkan beberapa informasi mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi akurasi model LSTM. Kami menemukan bahwa lstm\_dim sebesar 32 lebih baik daripada 64 dalam meningkatkan akurasi. Selain itu meningkatkan persentase dropout dengan nilai tidak lebih dari 0,1 dapat meningkatkan akurasi, dan meningkatkan jumlah epoch lebih dari 5 dapat menurunkan akurasi. Kami juga menemukan bahwa meningkatkan embed dimension lebih dari 50 menurunkan akurasi model. Menaikkan jumlah epoch ketika meningkatkan embed dimension lebih dari 50 tetap menurunkan akurasi.

Selain itu, kami menemukan bahwa menyamakan nilai embed dimension dan lstm\_dim memberikan hasil yang lebih buruk dibandingkan varian lain. Dari hasil tersebut, kami menemukan bahwa penggunaan truncating pre lebih baik dari post, dan dengan meningkatkan learning rate dapat meningkatkan akurasi. Kami juga menemukan bahwa penggunaan GloVe Embeddings ternyata menurunkan akurasi model LSTM.

Hasil percobaan ini memberikan gambaran mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi kinerja model LSTM dan dapat membantu dalam memilih parameter yang tepat untuk memperoleh hasil yang lebih baik dalam menggunakan model LSTM.

### IV. KESIMPULAN

Dalam penelitian ini, dilakukan pengenalan emosi pada teks dengan menggunakan metode Long Short Memory (LSTM) yang merupakan salah satu jenis neural network pada teknik Deep Learning. LSTM memiliki beberapa layer dan memory cell yang memungkinkan model untuk menyimpan informasi, sehingga dapat mengatasi masalah vanishing gradient yang sering terjadi pada model neural network.

Dataset yang digunakan pada penelitian ini adalah dataset GoEmotion yang memiliki 28 jenis kriteria emosi. Penelitian ini menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 0.3667 atau 36.67% dengan menggunakan teknik deep learning LSTM. Meskipun hasil akurasi yang dihasilkan tergolong baik, namun masih dapat dilakukan peningkatan

dengan modifikasi dataset atau melakukan perubahan nilai pada parameter.

Salah satu kendala yang dihadapi dalam penelitian ini adalah tidak seimbangnya dataset berdasarkan label yang ada, sehingga dapat mempengaruhi akurasi hasil klasifikasi. Selain itu, proses modifikasi hanya menggunakan 1 layer LSTM, sehingga perlu dilakukan eksperimen lebih lanjut dengan menambahkan layer pada model LSTM untuk memperbaiki hasil klasifikasi.

Dalam penelitian selanjutnya, penulis menyarankan agar dapat dilakukan pengembangan teknik deep learning yang lebih kompleks dengan menggabungkan beberapa jenis neural network lainnya, seperti Convolutional Neural Network (CNN) atau Recurrent Neural Network (RNN). Selain itu, dapat dilakukan penggunaan dataset yang lebih besar dan seimbang untuk meningkatkan akurasi klasifikasi pada berbagai jenis kriteria emosi.

#### REFERENSI

- [1] Demszky, D., Movshovitz-Attias, D., Ko, J., Cowen, A., Nemade, G., & Ravi, S. (2020). GoEmotions: A dataset of fine-grained emotions. arXiv preprint arXiv:2005.00547. doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2005.00547>
- [2] Rosalind W Picard. 1997. Affective Computing. MIT Press. doi: [https://doi.org/10.1016/S1071-5819\(03\)00052-1](https://doi.org/10.1016/S1071-5819(03)00052-1)
- [3] Rohman, A. N., Utami, E., & Raharjo, S. (2019). Deteksi Kondisi Emosi pada Media Sosial Menggunakan Pendekatan Leksikon dan Natural Language Processing. Eksplorasi Informatika, 9(1), 70–76. doi: <https://doi.org/10.30864/eksplorasi.v9i1.277>
- [4] Fudholi, D. H. (2022). Klasifikasi Emosi Pada Teks Menggunakan Metode Deep Learning. Available: <https://dspace.uin.ac.id/handle/123456789/40586>
- [5] Chatterjee, A., Narahari, K. N., Joshi, M., & Agrawal, P. (2019). SemEval-2019 Task 3: EmoContext Contextual Emotion Detection in Text. 39–48. doi: <https://doi.org/10.18653/v1/s19-2005>
- [6] M. R. Firmansyah, R. Ilyas, and F. Kasyidi, "Klasifikasi Kalimat Ilmiah Menggunakan Recurrent Neural Network," Pros. 11th Ind. Res. Work. Natl. Semin., vol. 11, no. 1, pp. 488–495, 2020. doi: <https://doi.org/10.35313/irwns.v11i1.2055>
- [7] E. Saravia, H. C. Toby Liu, Y. H. Huang, J. Wu, and Y. S. Chen, "Carer: Contextualized affect representations for emotion recognition," Proc. 2018 Conf. Empir. Methods Nat. Lang. Process. EMNLP 2018, no. January, pp. 3687–3697, 2020. <https://doi.org/10.18653/v1/D18-1404>
- [8] S. Sumpeno, "KLASIFIKASI EMOSI UNTUK TEKS BAHASA INDONESIA - Sumpeno - 2009.pdf," no. c, 2009. <https://doi.org/10.30595/juita.v10i2.13262>
- [9] Riza, M. A., & Charibaldi, N. (2021). Emotion Detection in Twitter Social Media Using Long Short-Term Memory (LSTM) and Fast Text. International Journal of Artificial Intelligence & Robotics (IJAIR), 3(1), 15-26. <https://doi.org/10.25139/ijair.v3i1.3827>
- [10] R. Cahyadi, A. Damayanti, and D. Aryadani, "Recurrent Neural Network (RNN) dengan Long Short Term Memory (LSTM) untuk Analisis Sentimen data instagram," J. Inform. dan Komput., vol. 5, no. 1, pp. 1–9, 2020, [Online]. Available: <https://ejournal.akakom.ac.id/index.php/jiko/article/view/407>
- [11] yuli Astari, Y., Afiyati, A., & Rozaqi, S. W. (2021). Analisis Sentimen Multi-Class pada Sosial Media menggunakan metode Long Short-Term Memory (LSTM). Jurnal Linguistik Komputasional, 4(1), 8-12. doi: <https://doi.org/10.26418/jlk.v4i1.43>
- [12] L. Wiranda and M. Sadikin, "Penerapan Long Short Term Memory Pada Data Time Series Untuk Memprediksi Penjualan Produk Pt. Metiska Farma," J. Nas. Pendidik. Tek. Inform., vol. 8, no. 3, pp. 184–196, 2019. doi: <https://doi.org/10.23887/janapati.v8i3.19139>
- [13] Faadilah, A. (2020). Analisis sentimen pada ulasan aplikasi tokopedia di google play store menggunakan metode *long short term memory* (Bachelor's thesis, Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah Jakarta). Available: <http://repository.uinjkt.ac.id/dspace/handle/123456789/50432>