



Analisis Sentimen Media Sosial Pada Pengguna Twitter Terhadap Pemilu 2024 Menggunakan Metode LSTM

Elvanita Setyaningtyas¹, Kristiawan Nugroho²

^{1,2}Fakultas Teknologi Informasi dan Industri, Universitas Stikubank, Indonesia

Email : elvanitasetyaningtyas@mhs.unisbank.ac.id, kristiawan@edu.unisbank.ac.id

Abstract

Elections are a crucial democratic procedure as they offer citizens the privilege of exercising their rights. Consequently, there is a wide range of contrasting responses on social media, particularly on Twitter. Twitter is a platform that facilitates sentiment analysis, a valuable tool for comprehending the public's perception of leaders and the topics addressed in a campaign. This analysis encompasses both positive and negative opinions, which are of particular importance for study. Sentiment analysis can be used to determine the propensity of Twitter users to publish material. This study commenced with gathering data from Twitter, followed by data modeling utilizing the LSTM technique and real-time implementation, resulting in the classification of individuals into supporters, non-supporters, and neutrals. LSTM, short for Long Short-Term Memory, is a sophisticated deep learning technique that serves as the foundational framework for the research project titled "Sentiment Analysis of Twitter Users towards the 2024 Election using the LSTM Method". LSTM has the benefit of being capable of retaining and manipulating long-term knowledge, as well as accessing and modifying past information. The objective of this study is to ascertain the sentiment analysis of Twitter users on the 2024 election, categorizing it as favorable, negative, or neutral. The study yielded an accuracy rate of 78% utilizing the LSTM approach.

Keywords: Sentiment Analysis, Pemilu, Twitter, LSTM

Abstrak

Pemilu merupakan prosedur demokratis yang penting karena memberikan warga negara hak istimewa untuk menggunakan hak-hak mereka. Akibatnya, muncul beragam tanggapan kontras di media sosial, khususnya Twitter. Twitter adalah platform yang memfasilitasi analisis sentimen, alat yang berharga untuk memahami persepsi masyarakat terhadap para pemimpin dan topik yang dibahas dalam kampanye. Analisis ini mencakup opini positif dan negatif, yang sangat penting untuk dipelajari. Analisis sentimen dapat digunakan untuk mengetahui kecenderungan pengguna Twitter dalam mempublikasikan materi. Penelitian ini diawali dengan pengumpulan data dari Twitter, dilanjutkan dengan pemodelan data menggunakan teknik LSTM dan implementasi real-time, sehingga menghasilkan klasifikasi individu menjadi pendukung, non-pendukung, dan netral. LSTM, kependekan dari Long Short-Term Memory, merupakan teknik pembelajaran mendalam canggih yang menjadi kerangka dasar proyek penelitian bertajuk "Analisis Sentimen Pada Pengguna Twitter Terhadap Pemilu 2024 Menggunakan Metode LSTM". LSTM memiliki keuntungan karena mampu menyimpan dan memanipulasi pengetahuan jangka panjang, serta mengakses dan memodifikasi informasi masa lalu. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui analisis sentimen pengguna Twitter terhadap pemilu 2024, dengan mengkategorikannya baik, negatif, atau netral. Penelitian tersebut menghasilkan tingkat akurasi sebesar 78% dengan menggunakan pendekatan LSTM.

Kata kunci: Analisis Sentimen, Pemilu, Twitter, LSTM

1. PENDAHULUAN

Pemilihan umum, juga dikenal sebagai Pemilu, adalah prosedur demokrasi yang penting karena memberikan hak istimewa kepada pemilih untuk memilih pemimpinnya. Pesatnya kemajuan teknologi sangat mempengaruhi perkembangan

teknologi komunikasi modern, sehingga menyebabkan pergeseran cara masyarakat mengungkapkan pemikirannya di jejaring sosial.

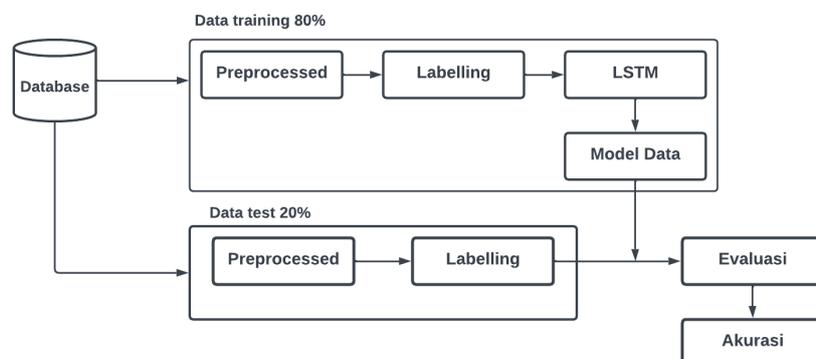
Twitter merupakan layanan atau platform komunikasi yang sering digunakan untuk menyampaikan pendapat atau ide kepada masyarakat. Twitter merupakan salah satu platform jejaring sosial yang memberikan batasan kepada penggunanya, yaitu memperbolehkan mereka menulis tweet dengan batas maksimal 140 kata [1]. Twitter memungkinkan pengguna membuat pesan yang berisi teks atau Gambar. Beberapa individu memanfaatkan platform ini untuk mengomunikasikan emosi atau perasaan pribadi mereka, yang sering kali melibatkan pemberian evaluasi atau opini subjektif.

Pengguna twitter ini memiliki peran penting dalam menyediakan data yang diperlukan untuk mengembangkan model analisis sentimen, melalui postingan pengguna. Informasi tentang politik dianalisis dan dipahami untuk memahami sentimen yang berkembang di antara masyarakat menjelang Pemilu 2024 ini yang dapat memberikan pemahaman lebih dalam tentang dukungan, kritik dan kecenderungan perilaku pemilih menjadi sumber informasi penting untuk pengambilan keputusan dan strategi kampanye politik. Beberapa metode sudah digunakan dalam analisis sentimen terkait Pemilu 2024.

Komentar yang disampaikan menunjukkan beragam sentimen, termasuk dukungan, opini publik yang positif, permusuhan, dan komentar lainnya. Analisis sentimen akan memfasilitasi ekstraksi beragam pendapat dari Twitter. Temuan ini akan mengkonfirmasi apakah sentimen yang diungkapkan itu baik, negatif, atau netral. Firdlous & Andrian melakukan penelitian yang berjudul “Analisis Sentimen Publik Twitter Terhadap Pemilu 2024 Dengan Menggunakan Model Long Short Term Memory”. Studi tersebut menemukan bahwa model mencapai tingkat akurasi 78%. Nilai akurasi yang diperoleh sangat memuaskan [2].

2. METODOLOGI PENELITIAN

Analisis sentimen menggunakan data dari twitter dengan data yang diambil pada 18 Oktober – 20 November 2023 yang berisi opini masyarakat mengenai pemilu. Data ini terdapat pada https://drive.google.com/file/d/1uC5gFdHvtynRWm-yUj0hWm9_wvyt2t-Ty/view?usp=drive_link. Tahapan metodologi pada Gambar 1. Tahapan Penelitian.



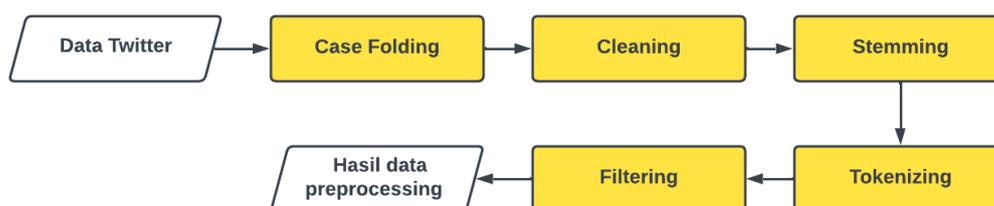
Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1. Pengumpulan Data

Tahap awal penelitian melibatkan pengumpulan data, yang memegang peranan penting dalam penelitian ini. Kemanjuran penelitian sangat bergantung pada metodologi pengumpulan data yang digunakan [3]. Penelitian ini memanfaatkan data opini yang bersumber dari tweet dan komentar di platform media sosial Twitter. Pengumpulan data tweet dilakukan dengan melakukan crawling data menggunakan tweet Harvesting pada Google Colab. Data yang dihasilkan diekstraksi dari 11 properti, yang meliputi `create_at`, `id_str`, `full_text`, `quote_count`, `reply_count`, `retweet_count`, `lang`, `user_id_str`, `Conversation_id_str`, `username`, dan `tweet_url`.

2.2. Preprocessing Data

Tujuan preprocessing data untuk menfilter kata tidak relevan atau tanda baca yang berlebihan, Uniform Resource Locator (URL), atau karakter khusus yang tidak diperlukan dalam analisis ini dan dapat dilakukan dengan lebih efisien dan akurat. Tahap preprocessing data ini dibagi menjadi 5 bagian seperti Gambar 2.



Gambar 2. Preprocessing Data

a. Case Folding

Tujuan dilakukannya *case folding*, untuk menyatukan representasikan teks yang berbeda dalam hal penulisan huruf. Proses *case folding* menjadikan huruf kecil semua sehingga dilakukan proses ke bentuk serupa [4]. Sehingga hasil teks menjadi lebih seragam dan mudah diolah.

b. Cleaning

Merupakan proses pembersihan dalam pengolahan data atau teks yang merujuk pada serangkaian langkah atau membersihkan agar lebih mudah dipahami, diproses, dan dianalisis [5].

c. Stemming

Tujuannya adalah untuk mengkategorikan kata-kata yang memiliki akar kata identik dan dianggap sebanding, dengan mengolah teks dan menghilangkan semua imbuhan, termasuk prefiks dan turunannya. Stemming digunakan untuk mengubah suatu kata menjadi bentuk dasarnya yang sesuai dengan struktur morfologi bahasa Indonesia yang tepat dan akurat.

d. Tokenizing

Merupakan pembagian teks menjadi beberapa bagian yang disebut "token". Bisa juga berupa menghilangkan atribut-atribut yang tidak penting dalam sebuah kata seperti tanda baca, *hashtag*, RT, dan *Username*[6].

e. Filtering

Filtering ialah test *preprocessing* guna pengambilan kata dari tokenisasi [7]. Proses *filtering* dalam membuang kata yang tidak digunakan atau stopword, *filtering* bertujuan juga untuk memilih data yang relevan yang diinginkan.

2.3. Labelling Data

Proses *labelling* data ini melibatkan penugasan label berdasarkan pesan tersebut menyatakan sentimen positif, negatif, atau netral terkait pemilu yang akan datang pada tahun 202. Prosedur pelabelan kumpulan data dimulai setelah pengumpulan data selesai atau setelah proses pengikisan selesai sepenuhnya [8]. Rentang nilai yang diberikan untuk pelebalan, yaitu nilai 0 masuk ke dalam sentimen negatif, nilai 1 masuk ke dalam sentimen netral dan 2 masuk ke dalam sentimen positif. Prosedur pelabelan kumpulan data dimulai setelah pengumpulan data selesai atau setelah fase pengikisan selesai.

2.4. Deep Learning

Deep learning adalah bagian dari pembelajaran mesin yang berfokus pada analisis data yang ada menggunakan teknik yang sudah ada. Kemajuan teknik pembelajaran mendalam mengalami kemajuan pesat. Teknik pembelajaran mendalam, seperti algoritma Long Short-Term Memory (LSTM), menjadi semakin populer karena kemampuannya menangani kumpulan data besar secara efisien dalam waktu singkat [9]. *Deep learning* adalah jenis jaringan saraf yang meniru fungsi otak manusia. Otak terdiri dari jaringan luas neuron yang saling berhubungan yang berkolaborasi untuk memperoleh pengetahuan dan menganalisis data. *Deep Learning* LSTM tidak bekerja apabila terdapat data yang kosong. *Deep learning* mengacu dalam proses melalui lapisan representasi yang berurutan, terdapat persamaan yang digunakan untuk pendekatan interpolasi linier:

$$f_1(x) = f(x_0) + \frac{f(x_1) - f(x_0)}{x_1 - x_0} (x - x_0) \quad (1)$$

Merupakan :

x dan $f_1(x)$ = titik dicari dengan interpolasi

x_0 dan $f(x_0)$ = titik pertama

x_1 dan $f(x_1)$ = titik kedua

Data dilakukan pembagian menjadi data training maupun test.

$$data_train = 0,8 \cdot data \quad (2)$$

$$data_test = 0,2 \cdot data \quad (3)$$

Agar menghasilkan kesesuaian maupun mencegah penyimpangan data training, rumusnya yaitu :

$$\sigma_{train_std} = \frac{data_train - \mu_{train}}{\sigma_{train}} \quad (4)$$

Merupakan :

σ_{train_std} = data train distandarisasi

μ_{train} = rerata data train

σ_{train} = deviasi data train

Untuk memperkirakan nilai yang akan datang dalam kumpulan data deret waktu, kita perlu menentukan hasilnya berdasarkan data pelatihan standar. Selanjutnya, pastikan prediktor dari data pelatihan standar, tidak termasuk data terbaru.

$$x_{train} = \sigma_{train\ std}(1), \dots, \sigma_{train\ std}(n-1) \tag{5}$$

$$y_{train} = \sigma_{train\ std}(2), \dots, \sigma_{train\ std}(n) \tag{6}$$

Merupakan :

x_{train} adalah respon

y_{train} adalah prediktor

$\sigma_{train\ std}(n)$, = respon ke-n,

Lalu melakukan dilakukan :

$$x_{test_std} = \frac{data\ test - \mu_{train}}{\sigma_{train}} \tag{7}$$

$$x_{test} = \sigma_{test\ std}(1), \dots, \sigma_{train\ std}(n-1) \tag{8}$$

$$y_{test} = \sigma_{test\ std}(2), \dots, \sigma_{test\ std}(n) \tag{9}$$

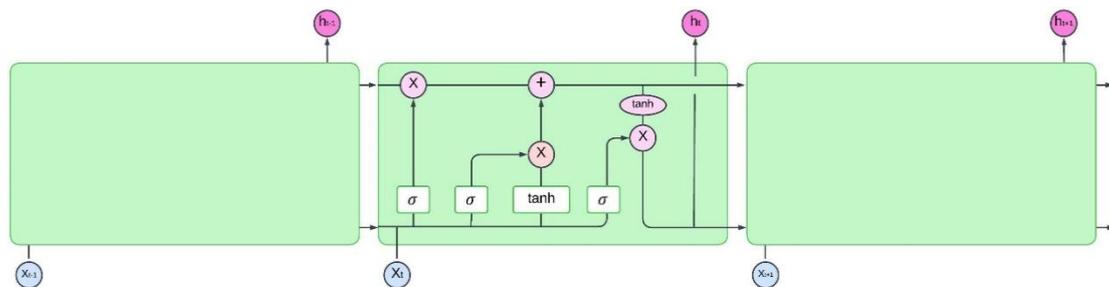
Standarisasi ini memakai mean maupun standar deviasi data training [10].

2.5. Drop Out

Dropout adalah teknik yang digunakan untuk mengurangi overfitting pada model. Overfitting adalah fenomena yang terjadi ketika proses pelatihan menghasilkan model yang berkinerja baik pada data yang dilatih, namun gagal menggeneralisasi secara akurat ke data baru yang tidak terlihat selama proses prediksi [11]. Dropout secara acak menonaktifkan subset neuron di Lapisan Tersembunyi dan Lapisan Terlihat jaringan selama operasinya.

2.6. Klasifikasi LSTM

Penelitian mengenai sentimen analisis terkait Pemilu 2024, penggunaan model LSTM pada deep learning menjadi fokus utama. LSTM mampu menangkap hubungan yang kompleks dalam teks berurutan, dapat memungkinkan analisis yang lebih mendalam terhadap perubahan sentimen dari satu bagian teks ke bagian lainnya. Penelitian bertujuan untuk meningkatkan kinerja analisis sentimen terhadap teks-teks yang berkaitan dengan Pemilu 2024. LSTM, kependekan dari Long Short-Term Memory, adalah jenis jaringan saraf yang memiliki desain fleksibel, memungkinkannya dimodifikasi agar sesuai dengan aplikasi yang berbeda [12].



Gambar 3. Klasifikasi Arsitektur LSTM

2.7. Validation

a. Split Data

Pemisahan data adalah prosedur validasi yang melibatkan pembagiannya menjadi dua kumpulan data berbeda: data pelatihan dan data pengujian. Data pelatihan mengacu pada dataset yang digunakan untuk melatih model LSTM, sedangkan data uji adalah dataset yang digunakan untuk membuat prediksi berdasarkan data pelatihan yang dilatih [13].

b. Cross Validation

Cross Validation adalah pendekatan validasi yang digunakan untuk menilai kinerja suatu model dengan mengukur kesalahan pelatihan melalui pengujian dengan data pengujian terpisah. Hal ini dapat membantu menentukan kebenaran model dan mencegah overfitting atau underfitting [14].

2.8. Evaluasi

a. Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah teknik yang digunakan untuk melakukan komputasi atau menilai akurasi dalam konteks penambangan data atau sistem pendukung keputusan. Confusion Matrix digunakan untuk memperoleh metrik presisi, perolehan, dan akurasi [15].

		True Class	
		Positive	Negative
Predicted Class	Positive	TP	FP
	Negative	FN	TN

Gambar 4. Confusion Matrix

Dimana :

TP : True Positive

FP : False Positive

TN : True Negative

FN : False Negative

Adapun nilai dari confusion matrix, yaitu evaluasi :

1. Accuracy

ialah suatu uji didasarkan tingkat kedekatan diantara nilai prediksi maupun aktual.

$$accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \tag{10}$$

2. Precision

Nilai matrix menunjukkan seberapa benar hasil prediksi kelas positif model sebagai kelas positif (aktual).

$$precision = \frac{TP}{TP+FP} \tag{11}$$

3. Recall

Recall merupakan proporsi jumlah data positif yang diprediksi secara benar dalam beberapa pengujian.

$$recall = \frac{TP}{TP+FN} \tag{12}$$

4. F1 Score

F1 Score adalah perbandingan rerata precision dan recall, merupakan bentuk khusus dari F Beta Score yang berguna dalam menangani kelamahan precision dan recall.

$$f1 - score = 2 * \frac{precision*recall}{precision+recall} = 2 * \frac{2TP}{2TP+FP+FN} \tag{13}$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data berasal dari *twitter* melakukan *crawling* data dengan memakai *tweet harvest* yang dapat mengumpulkan data besar dari ratusan tweet yang tersebar di platform media sosial guna mendukung hasil analisis sentimen.

1	created_at	id_str	full_text	quote_count	reply_count	retweet_count	favorite_count	lang	user_id_str	conversation_id_str	username	tweet_url
2	Mon Nov 2	1,73E+18	udah jelas sih Pamong Bukan Politisi, h	0	231	169	188	in	1,06E+18	1,73E+18	Arti_Sebuah	https://twitter.com/Ar
3	Mon Nov 2	1,73E+18	Ribuan Perangkat Desa dari Berbagai D	0	432	427	428	in	1,27E+18	1,73E+18	mapplecrusl	https://twitter.com/m
4	Mon Nov 2	1,73E+18	Ini disampaikan usai ditanya komentari	3	6	29	171	in	7,98E+17	1,73E+18	MarahIhsai	https://twitter.com/M
5	Sun Nov 15	1,73E+18	Rapatkan Barisan Jelang Pemilu 2024, f	3	52	68	337	in	1,53E+08	1,73E+18	PDI_Perjujan	https://twitter.com/PD
6	Sun Nov 15	1,73E+18	sama seperti pemilu-pemilu sebelumnya	0	573	302	356	in	1,26E+18	1,73E+18	nona_vonee	https://twitter.com/no
7	Sun Nov 15	1,73E+18	Relawan Ganjar-Mahfud Betawi Keren.	2	9	100	355	in	1,14E+18	1,73E+18	RizkiR4mad	https://twitter.com/Riz
8	Sun Nov 15	1,73E+18	Gelar Konsolidasi, Anggota dan Struktu	1	4	84	343	in	22365191	1,73E+18	PKSejahtera	https://twitter.com/PK
9	Sun Nov 15	1,73E+18	Wakil Presiden ke-10 dan ke-12, A Jusuf	2	5	97	328	in	2,7E+09	1,73E+18	trivul82	https://twitter.com/tri
10	Sun Nov 15	1,73E+18	PDI Perjuangan Resmi Luncurkan Poskc	5	39	90	386	in	1,53E+08	1,73E+18	PDI_Perjujan	https://twitter.com/PD
11	Sun Nov 15	1,73E+18	Untuk mencegah segala bentuk kecurai	7	74	135	544	in	45602536	1,73E+18	GunRomli	https://twitter.com/Gu
12	Sun Nov 15	1,73E+18	Bravo 5 Deklarasi Dukung @prabowo -	0	432	428	433	in	1,27E+18	1,73E+18	mapplecrusl	https://twitter.com/m
13	Sun Nov 15	1,73E+18	Ribuan jamaah pecinta dan barikade Gi	6	8	150	457	in	2,65E+09	1,73E+18	NgkongRose	https://twitter.com/Ng
14	Sun Nov 15	1,73E+18	Saya g percaya @prabowo berubah? Al	18	169	253	861	in	1,56E+08	1,73E+18	emerson_yu	https://twitter.com/en
15	Sun Nov 15	1,73E+18	Kader Militan Partai Ummat / Mulai M	3	0	82	297	in	7,28E+17	1,73E+18	MuchtarHm	https://twitter.com/M
16	Sat Nov 18	1,73E+18	DPC PDI Perjuangan Kabupaten Karawa	0	3	38	146	in	1,53E+08	1,73E+18	PDI_Perjujan	https://twitter.com/PD
17	Sat Nov 18	1,73E+18	Ijtima Ulama Rekomendasikan Anies-C	1	9	101	477	in	65409203	1,73E+18	zainul_mun	https://twitter.com/zai
18	Sat Nov 18	1,73E+18	Ijtima Ulama Rekomendasikan Anies-C	4	4	173	408	in	1,70E+18	1,73E+18	SeloAdi353	https://twitter.com/Se
19	Sat Nov 18	1,73E+18	Ijtima Ulama Rekomendasikan Anies-C	25	110	126	625	in	69183155	1,73E+18	detikcom	https://twitter.com/de

Gambar 5. Hasil Pengumpulan data

3.2. Hasil Preprocessing

Setelah melakukan pengumpulan data, perlu dilakukannya Preprocessing data terhadap 316 data tweet yang telah didapatkan. Adapun tahapan yang diantaranya, Preprocessing case folding yang dimana untuk lower case. Tahapan kedua yang dilakukan adalah cleaning yang dimana merupakan pembersihan teks agar mudah dipahami maupun menghapus tanda baca, angka, simbol, link URL maupun username.

Tahapan yang ketiga adalah stemming yang dimana bertujuan untuk mengelompokkan kata-kata dengan akhiran yang dianggap serupa, tahap yang keempat adalah tokenizing yang merupakan proses pembagian teks menjadi bagian-bagian yang kecil, tahap yang terakhir adalah filtering yang merupakan langkah pengambilan kata penting dari tokenizing.

3.3. Labelling Data

Setelah melakukan pengumpulan data maupun melakukan *preprocessig* data, melakukan labelling data dengan menggunakan metode *lexicon_based*.



0%. Pada kelas 2 (positif) didapatkan 5 data menunjukkan hasil presisi sebesar 0%, dan hasil recall sebesar 0% ; untuk F1-Score sebesar 0%.

```
2/2 [=====] - 0s 11ms/step
Model Accuracy on Test Data: 0.78125
```

	precision	recall	f1-score	support
0	0.78	1.00	0.88	50
1	0.00	0.00	0.00	9
2	0.00	0.00	0.00	5
accuracy			0.78	64
macro avg	0.26	0.33	0.29	64
weighted avg	0.61	0.78	0.69	64

Gambar 8. Evaluasi Model

Hasil model memiliki nilai akurasi keseluruhan sebesar 78%, Rata-rata presisi, recall, dan F1-Score menunjukkan hasil keseluruhan model terhadap dataset. Dengan hasil presisi rerata 61%, recall dengan rerata 78%, dan F1-Score rerata 69%.

3.6. Klasifikasi Analisis Sentimen LSTM

Parameter tuning LSTM ini menemukan model yang paling optimal, pada model sequential dengan struktur yang terdiri layer-layer embedding, LSTM, dropout, dan dense, terdapat total sebanyak 83,023 parameter di-train. Proses model dilakukan dalam 5 epoch dengan hasil akurasi tertinggi mencapai 71,03% pada epoch terakhir.

```
Model: "sequential"
```

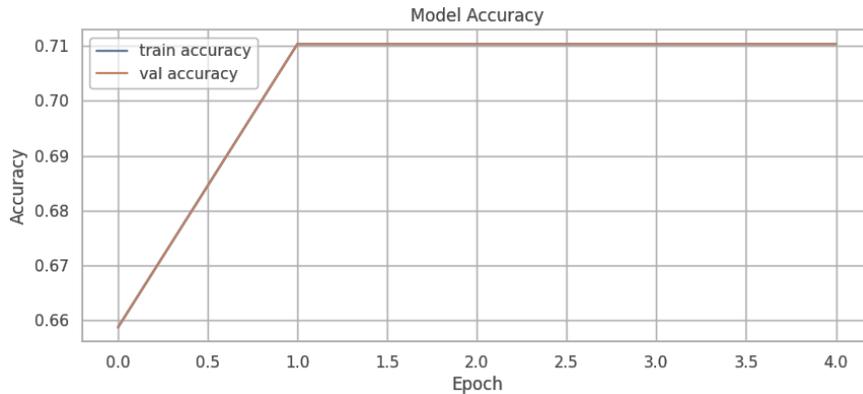
Layer (type)	Output Shape	Param #
embedding (Embedding)	(None, 48, 16)	80000
lstm (LSTM)	(None, 20)	2960
dropout (Dropout)	(None, 20)	0
dense (Dense)	(None, 3)	63

```
Total params: 83023 (324.31 KB)
Trainable params: 83023 (324.31 KB)
Non-trainable params: 0 (0.00 Byte)
```

Epoch	Loss	Accuracy
Epoch 1/5	1.0960	0.6587
Epoch 2/5	1.0901	0.7103
Epoch 3/5	1.0836	0.7103
Epoch 4/5	1.0747	0.7103
Epoch 5/5	1.0538	0.7103

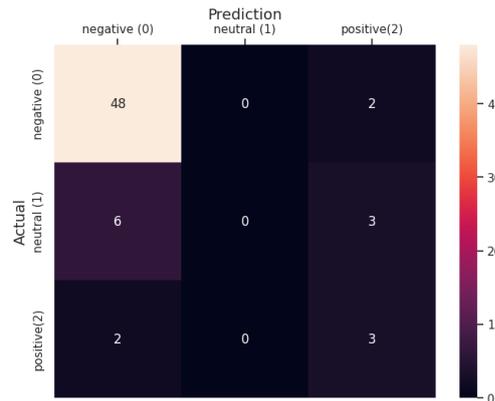
Gambar 9. Hasil Model Prediction

Parameter tuning melakukan pengembangan model dan menyesuaikan dengan menggunakan data yang dimiliki dengan memvisualisasikan tingkat akurasi pada data. Data validasi mengalami tingkat akurasi yang tinggi, yang disebabkan oleh dataset yang tidak seimbang dari perbandingan data 80% : 20%, hasil dari data validasi mencapai 71 dan data train mencapai 0 dengan jumlah percobaan sebanyak 5 epoch.



Gambar 10. Hasil Accuracy

Splitting data 80:20 yang dimana perbandingan data training 80% maupun data test 20%. Dimana nilai negative pada data train ialah 252 maupun nilai negative pada data test adalah 252. Nilai neutral pada data train dan data tets 48, terakhir pada nilai positive, pada data train adalah 252 dan nilai positive pada data test adalah 64.



Gambar 11. Confusion Matrix

Langkah akhir melibatkan prediksi sentimen pada data test, dan dilanjutkan dengan visualisasi confusion matrix, memprediksi hasil negatif sebanyak 48, netral dengan hasil sebanyak 0, dan positif 2.

4. SIMPULAN

Penelitian mempunyai tujuan guna menganalisis sentimen media sosial pengguna *twitter* pada pemilu 2024 dengan menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM). Dimana dataset diambil dari para pengguna *twitter* dengan cara *crawling* data. Metode *Long Short-Term Memory* (LSTM), mendapatkan hasil dengan nilai *accuracy* sebesar 78%, *Precision* 61%, *Recall* 78%, dan *F1-Score* sebesar 69% dari pembagian data *training* 80% maupun data *test* 20%, hasil yang didapatkan lebih cenderung sentimen negatif dengan hasil 72,5% daripada sentimen positif dengan hasil 17,7% dan netral dengan hasil 9,8%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. A. B. Bara, K. A. Nasution, R. Z. Ginting, And Kartini, "Penelitian Tentang Twitter," *J. Edukasi Nonform.*, Vol. 3, No. 2, Pp. 167–172, 2022.
- [2] D. A. Firdlous And R. Andrian, "Analisis Sentimen Publik Twitter Terhadap Pemilu 2024 Menggunakan Model Long Short Term Memory," *Sist. J. Sist. Inf.*, Vol. 12, No. 1, Pp. 52–60, 2023.
- [3] H. S. R. Fajar Nurdiansyah, "Strategi Branding Bandung Giri Gahana Golf Sebelum Dan Saat Pandemi Covid-19," Vol. 2, No. 2, Pp. 2588–2593, 2021.
- [4] M. U. Albab, Y. Karuniawati, And M. N. Fawaiq, "Optimization Of The Stemming Technique On Text Preprocessing President 3 Periods Topic," *J. Transform.*, Vol. 20, No. 2, Pp. 1–10, 2023, [Online]. Available: <https://journals.usm.ac.id/index.php/transformatika/>Page1
- [5] S. Khairunnisa, A. Adiwijaya, And S. Al Faraby, "Pengaruh Text Preprocessing Terhadap Analisis Sentimen Komentar Masyarakat Pada Media Sosial Twitter (Studi Kasus Pandemi Covid-19)," *J. Media Inform. Budidarma*, Vol. 5, No. 2, P. 406, 2021, Doi: 10.30865/Mib.V5i2.2835.
- [6] A. Najlaa, A. Triayudi, And I. Diana, "Analisis Sentimen Pada Twitter Berbahasa Indonesia Terhadap Penurunan Performa Layanan Indihome Dan Telkomsel Sentiment Analysis On Indonesian-Language Twitter Against The Decreasing Performance Of Indihome And Telkomsel Services," Vol. 10, No. 4, Pp. 387–394, 2022, Doi: 10.26418/Justin.V10i4.50858.
- [7] L. Ardiani, H. Sujaini, And T. Tursina, "Implementasi Sentiment Analysis Tanggapan Masyarakat Terhadap Pembangunan Di Kota Pontianak," *J. Sist. Dan Teknol. Inf.*, Vol. 8, No. 2, P. 183, 2020, Doi: 10.26418/Justin.V8i2.36776.
- [8] M. P. Purba And Y. T. Wijaya, "Analisis Basic Emotion Masyarakat Pada Masa Pandemi Covid-19 Di Media Sosial Twitter Dengan Metode Lstm-Fasttext," *Semin. Nas. Off. Stat.*, Vol. 2022, No. 1, Pp. 643–654, 2022, Doi: 10.34123/Semnasoffstat.V2022i1.1524.
- [9] M. F. Naufal And S. F. Kusuma, "Analisis Sentimen Pada Media Sosial Twitter Terhadap Kebijakan Pemberlakuan Pembatasan Kegiatan Masyarakat Berbasis Deep Learning," *J. Edukasi Dan Penelit. Inform.*, Vol. 8, No. 1, P. 44, 2022, Doi: 10.26418/Jp.V8i1.49951.
- [10] L. T. M. Lstm, "Prediksi Parameter Cuaca Menggunakan Deep Learning Long-Short Term Memory (Lstm)," Pp. 55–67, 2019.
- [11] A. Santoso And G. Ariyanto, "Implementasi Deep Learning Berbasis Keras Untuk Pengenalan Wajah," *Emit. J. Tek. Elektro*, Vol. 18, No. 1, Pp. 15–21, 2018, Doi: 10.23917/Emit.V18i01.6235.
- [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.
- [13] Y. Astuti, I. R. Wulandari, A. R. Putra, And N. Kharomadhona, "Naïve Bayes Untuk Prediksi Tingkat Pemahaman Kuliah Online Terhadap Mata Kuliah Algoritma Struktur Data," *J. Edukasi Dan Penelit. Inform.*, Vol. 8, No. 1, P. 28, 2022, Doi: 10.26418/Jp.V8i1.48848.
- [14] H. Hafid, "Penerapan K-Fold Cross Validation Untuk Menganalisis Kinerja Algoritma K-Nearest Neighbor Pada Data Kasus Covid-19 Di Indonesia," *J. Math.*, Vol. 6, No. 2, Pp. 161–168, 2023, [Online]. Available: <http://www.ojs.unm.ac.id/jmathcos>
- [15] J. T. Informatika *Et Al.*, "Berdasarkan Tingkat Kepentingan Pada Prodi / Jurusan D4 Teknik Informatika Politeknik Pos Indonesia Pt Pertamina (Persero) Abstrak Pt . Pertamina (Persero)," Vol. 13, No. 2, Pp. 1–8, 2021.