

Analisis Sentimen Komentar *YouTube* terhadap Ganjar Pranowo Pasca Pemilu 2024 dengan Pendekatan *Long Short-Term Memory*

Haerya Putri^{*1}, Erma Rensa², Nahya Nur³, Farid Wajidi⁴

^{1,2,3,4}Program Studi Informatika, Universitas Sulawesi Barat

E-mail: ¹haeryap@gmail.com, ²ermarensa@gmail.com,

³nahya.nur@unsulbar.ac.id, ⁴faridwajidi@unsulbar.ac.id

Abstrak

Pemilihan umum 2024 menuai banyak kontroversi, terutama setelah pelaksanaannya pada 14 Februari 2024. Ganjar Pranowo, sebagai salah satu calon presiden, menjadi topik hangat di media sosial, termasuk YouTube. Beragam komentar yang muncul menyulitkan untuk melihat secara keseluruhan apakah komentar tersebut berpihak atau sebaliknya. Kesulitan tersebut menjadi masalah yang perlu diatasi. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen terhadap Ganjar Pranowo yang ditayangkan pada saluran YouTube Metro TV. Metode yang digunakan adalah Deep Learning dengan model Long Short-Term Memory (LSTM) untuk mengklasifikasikan sentimen positif, netral, atau negatif. Dataset terdiri dari 3.100 komentar yang dikumpulkan melalui YouTube Data API. Proses preprocessing mencakup case folding, text cleaning, stopword removal, normalization, tokenizing, dan stemming. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sentimen netral yang lebih banyak pada komentar YouTube dalam menanggapi Ganjar Pranowo pasca pemilu 2024 dengan 1019 komentar, dalam hal ini metode LSTM mampu mengklasifikasi sentimen dengan akurasi sebesar 75%. Evaluasi kinerja model menggunakan metrik accuracy, precision, recall, f1-score serta confusion matrix dan word cloud menunjukkan bahwa model ini efektif dalam memahami dan menganalisis sentimen dari data teks.

Kata kunci— Analisis Sentimen, Deep Learning, Ganjar Pranowo, YouTube, Pemilu 2024.

Abstract

The 2024 general election sparked a lot of controversy, especially after it was held on February 14, 2024. Ganjar Pranowo, as one of the presidential candidates, became a hot topic on social media, including YouTube. The diverse comments made it difficult to see whether the comments were supportive or otherwise. This difficulty presented a problem that needed to be addressed. This study aims to analyze the sentiment towards Ganjar Pranowo as broadcasted on Metro TV's YouTube channel. The method used is Deep Learning with a Long Short-Term Memory (LSTM) model to classify sentiments as positive, neutral, or negative. The dataset consists of 3,100 comments collected through the YouTube Data API. The preprocessing process includes case folding, text cleaning, stopword removal, normalization, tokenizing, and stemming. The results show that the LSTM method can classify sentiment with an Accuracy of 75%. The model's performance evaluation using metrics such as Accuracy, precision, recall, F1-score, along with a confusion matrix and word cloud, indicates that this model is effective in understanding and analyzing sentiments from the text data.

Keywords—2024 Election, Deep Learning, Sentiment Analysis, Ganjar Pranowo, YouTube.

1. PENDAHULUAN

Indonesia kembali melaksanakan pemilihan presiden pada tanggal 14 Februari 2024, hal ini menjadi sorotan masyarakat, dimana salah satu pasangan calon yang berkontestasi pada pemilu 2024 menjadi perbincangan hangat yang memunculkan berbagai sentimen masyarakat di platform media sosial, termasuk platform *YouTube*. Sebagai platform video terbesar di dunia, *YouTube* memiliki peran signifikan dalam penyebaran informasi dan sentimen publik. Komentar-komentar yang diunggah pengguna pada video terkait pemilu mencerminkan sentimen masyarakat terhadap para kandidat. Oleh karena itu, analisis sentimen komentar di *YouTube* menjadi alat yang efektif untuk memahami bagaimana kandidat pasangan calon presiden Ganjar Pranowo diterima oleh publik pasca Pemilu 2024.

Analisis sentimen merupakan cabang dari *Natural Language Processing* (NLP) yang bertujuan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan tanggapan atau emosi yang terdapat dalam teks. Pendekatan tradisional dalam analisis sentimen umumnya menggunakan teknik statistik dan pembelajaran mesin konvensional. Namun, perkembangan terbaru dalam kecerdasan buatan telah memungkinkan penggunaan metode *Deep Learning* yang lebih canggih untuk meningkatkan akurasi dan efektivitas analisis sentimen.

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan oleh Ari Hendrawan & Enny Itje Sela, (2024) mengenai Analisis Sentimen Komentar Youtube tentang Resesi Global 2023 menggunakan metode LSTM, hasil penelitian menunjukkan kinerja yang cukup baik untuk analisis sentimen. Dengan akurasi data latih mencapai 90% dan akurasi data uji sebesar 76% [1]. Pada penelitian serupa yang dilakukan Mochamad Suhri Ainur Rifky, Amalia Anjani Arifiyanti & Reisa Permatasari, (2023), menggunakan Word2Vec dan LSTM pada komentar YouTube tentang Analog Switch Off (ASO), hasil penelitian menunjukkan performa yang baik dalam evaluasi model menunjukkan akurasi, presisi, recall, dan f1-score masing-masing sebesar 92% [2]. Hal tersebut mendasari penelitian ini menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM), yang merupakan bagian dari *Recurrent Neural Network* (RNN) yang efektif dalam menangani data dan mempertahankan konteks dari teks yang panjang. LSTM dapat menangkap hubungan dalam data teks, sehingga sangat sesuai digunakan untuk menganalisis sentimen dalam komentar *YouTube* yang sering kali memiliki struktur kalimat yang panjang dan bervariasi. Hal ini sangat berguna dalam konteks pemilu, di mana opini publik terhadap Ganjar Pranowo dapat dianalisis dengan lebih detail, memberikan wawasan bagi para analis politik dan tim kampanye dalam menyusun strategi komunikasi yang efektif.

2. METODE

Penelitian ini mengadopsi pendekatan *Deep Learning*, khususnya *Long Short-Term Memory* (LSTM) yang merupakan bagian dari *Recurrent Neural Network* (RNN). Analisis sentimen dilakukan terhadap sentimen positif, netral, dan negatif. Dataset yang digunakan diambil dari komentar yang ditemukan di saluran *YouTube* Metro TV, dengan jumlah total 3.100 komentar, yang terfokus pada video berjudul "Ganjar Belum Ambyar I Special Dialogue". Model LSTM digunakan untuk melakukan prediksi sentimen berdasarkan teks dari komentar tersebut.

2.1 Crawling Data

Crawling data adalah salah satu teknik pengumpulan data [8]. Proses *crawling* data dalam penelitian ini berfokus pada pengambilan data komentar dari sebuah *YouTube* menggunakan *YouTube* Data API (*Application Programming Interface*).

2.2 Preprocessing

Tahap *preprocessing* adalah proses dimana data mentah dibersihkan sehingga data yang dihasilkan menjadi siap untuk diproses lebih lanjut[9]. Dengan demikian, data yang telah diproses melalui tahap ini, akan lebih mudah diinterpretasikan dan dianalisis untuk menghasilkan informasi yang berguna. *Preprocessing* yang dilakukan meliputi:

2. 2.1 Case folding

Case folding dilakukan untuk mengubah semua huruf dalam teks menjadi huruf kecil agar seragam dan frekuensi yang dihasilkan lebih optimal. Langkah ini penting karena dalam analisis teks, huruf kecil dan huruf besar dianggap berbeda meskipun memiliki makna yang sama[10].

2. 2.2 Text cleaning

Text cleaning menghapus angka, tanda baca seperti koma (,), titik (.), dan simbol lainnya. Tujuannya adalah untuk mengurangi kebisingan dalam teks[11].

2. 2.3 Stop word Removal

Stop Word adalah kumpulan kata-kata yang dianggap tidak relevan dengan topik utama yang sedang dibahas, meskipun kata-kata tersebut sering muncul dalam data yang digunakan. Kata-kata ini biasanya terdiri dari jenis kata sambung, imbuhan, dan lainnya[12]. *Stopword Removal* adalah proses dalam pemrosesan teks yang bertujuan untuk menghilangkan kata-kata yang tidak memiliki makna yang signifikan. Contohnya penggunaan kata “di”, “dan”, “juga” dan “dengan”.

2. 2.4 Normalization

Normalization adalah proses yang dilakukan untuk menjadikan data atau teks menjadi lebih seragam atau standar dengan cara mengubahnya ke bentuk yang lebih mudah diproses atau diinterpretasi. Contohnya “yang” ke “yang”, “dgn” ke “dengan”, dan “SDM” ke “sumber daya manusia”.

2. 2.5 Tokenisasi

Tokenisasi adalah proses pemisahan suatu urutan karakter berdasarkan spasi, yang kemungkinan juga melibatkan penghapusan karakter tertentu seperti tanda baca pada saat yang sama[10]. Misalnya kalimat “Jadi lebih baik lagi” menjadi [“jadi”, “lebih”, “baik”, “lagi”].

2. 2.6 Stemming

Stemming adalah proses yang digunakan untuk mengubah kata-kata dengan imbuhan menjadi bentuk dasarnya[13]. Contohnya “berburu” menjadi “buru”, “melambai” menjadi “lambai”.

2.3 Pelabelan Lexicon Based

Metode *Lexicon-based Sentiment Analysis* adalah salah satu pendekatan yang sering digunakan untuk menganalisis sentimen dalam teks. Ini melibatkan penggunaan kamus atau daftar kata yang sudah diberi label dengan polaritas sentimen, seperti positif, negatif, atau netral. Kata-kata yang ditemukan dalam kamus leksikon akan diberi skor berdasarkan jumlah kemunculannya dalam setiap teks atau kalimat[14].

$$S_{positive} = \sum_{i \in t} positive\ score_i \quad (1)$$

$$S_{negatif} = \sum_{i \in t} negatif\ score_i \quad (2)$$

Keterangan:

(*Spositive*) = bobot dari kalimat yang diperoleh melalui penjumlahan skor polaritas untuk kata opini positif[16].

(*Snegative*) = bobot dari kalimat yang diperoleh melalui penjumlahan skor polaritas untuk kata opini negatif[16].

Menggunakan persamaan nilai sentimen dalam satu kalimat di atas juga terdapat persamaan untuk menentukan orientasi sentimen melalui perbandingan antara jumlah nilai positif, negatif, dan netral, berikut persamaan yang dapat digunakan.

$$sentence_{sentiment} \begin{cases} positive & \text{if } S_{positive} > S_{negative} \\ neutral & \text{if } S_{positive} = S_{negative} \\ negative & \text{if } S_{positive} < S_{negative} \end{cases} \quad (3)$$

Jika jumlah kata positif dalam suatu teks lebih banyak daripada kata negatif, teks tersebut akan diberi label sentimen positif. Jika jumlah kata positif dalam teks lebih sedikit daripada kata negatif, teks tersebut akan diberi label sentimen negatif. Jika jumlah kata positif sama dengan kata negatif dalam teks, maka teks tersebut akan diberi label sentimen netral[14].

2.4 Long Short-Term Memory (LSTM)

Long Short-Term Memory (LSTM) adalah suatu jenis model turunan dari *Recurrent Neural Network* (RNN) yang mengalami modifikasi dengan menambahkan sejumlah memory cell. Memory cell ini mampu menyimpan informasi untuk jangka waktu yang lebih lama[15]. Metode LSTM dikembangkan untuk mengatasi kelemahan dari *Recurrent Neural Network* (RNN), terutama dalam hal mengingat informasi dalam jangka waktu yang panjang. LSTM memiliki struktur khusus yang memungkinkan untuk menyimpan dan mengakses informasi dalam jangka waktu yang lama, sehingga sangat efektif untuk menangani data berurutan seperti teks. Langkah-langkah implementasi LSTM dalam penelitian ini adalah:

2. 4.1 Data Preprocessing

Melakukan *preprocessing* data untuk memastikan data siap digunakan dalam model LSTM, termasuk tokenisasi, *padding*, dan pembagian data menjadi *training* dan *testing*.

2. 4.2 Model Building

Membuat model LSTM dengan menentukan jumlah layer, unit LSTM, dan parameter lainnya.

2. 4.3 Training

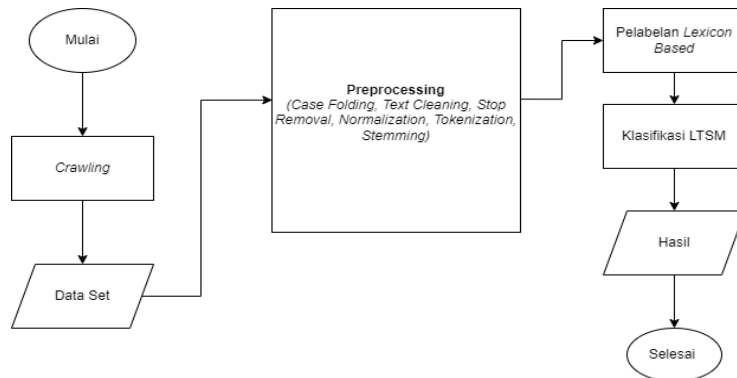
Melatih model dengan menggunakan data yang telah diproses, sambil mengoptimalkan *hyper* parameter untuk mendapatkan performa terbaik.

2. 4.4 Evaluation

Evaluation yaitu mengevaluasi model dengan menggunakan *metrik accuracy, precision, recall*, dan *f1-score* untuk mengukur kinerja model dalam klasifikasi sentimen.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan beberapa teknik pemrosesan teks dan pembelajaran mesin di *Google Colab* untuk menganalisis sentimen komentar *YouTube*. Langkah-langkah Pemrosesan teks tersebut menggunakan model LSTM. Diagram berikut akan menunjukkan alur proses tersebut:



Gambar 1. Diagram Proses

Proses *crawling* data dilakukan menggunakan API Key dari *YouTube* Data API untuk mengumpulkan komentar dari video pada saluran *YouTube* Metro TV, dengan jumlah total 3.100 komentar, dataset diambil pertanggal 6 juni 2024 pada video berjudul "Ganjar Belum Ambyar I Special Dialogue". Data yang diperoleh melalui proses *crawling* dapat dilihat pada Gambar 2.

	publishedAt	authorDisplayName	textDisplay	likeCount
0	2024-06-05T13:53:33Z	@www672	pak Ganjar ini underrated bgt. beda ama si aba...	0
1	2024-06-05T07:55:11Z	@charis7515	Paaa... thank you so much utk keteladananmu.....	0
2	2024-06-04T06:29:53Z	@habibqila8573	Salut ma pk ganjar	0
3	2024-06-04T02:25:09Z	@wawansumarwan4676	Dari dulu hingga sekarang ,saya pendukung PDIP.	1
4	2024-06-03T12:50:52Z	@viaa.salsabillah3206	Tolong dong tulisan dibawah nama pak ganjar ga...	0
5	2024-06-03T10:38:59Z	@santoso2395	👍👍👍	0
6	2024-06-03T07:48:55Z	@user-xo5to9os7v	Kinerja pk ganjar jdi wagub jateng 10 tahun ke...	0
7	2024-06-01T12:00:08Z	@amirayusta4472	Sehat selalu pak ganjar	0
8	2024-05-31T15:42:35Z	@caganteng2823	<a href="https://www.youtube.com/watch?v=hHpzE...	1
9	2024-05-31T15:27:29Z	@heliananbeni698	GANJAR itu ibarat berlian walaupun berada dim ...	0

Gambar 2. Hasil *Crawling*

Gambar 2 menunjukkan hasil *crawling* data, dimana “publishedAt” adalah tanggal publikasi komentar; “authorDisplayName” adalah username dari pengguna/komentator, “textDisplay” adalah komentar dan “likeCount” adalah jumlah like dari komentar tersebut. Data yang akan diolah diambil dari komentar “textDisplay”, dan data lainnya tidak digunakan. Data yang telah diambil melalui proses *crawling* kemudian melewati serangkaian tahap *preprocessing*, termasuk *case folding*, *text cleaning*, *stopword removal*, *normalization*, *tokenizing*, dan *stemming*. Tujuannya adalah untuk memastikan data bersih sebelum masuk ke proses *labeling*. Data yang diperoleh melalui proses *preprocessing* dapat dilihat pada Gambar 3.

	textDisplay	case_folding	text_cleaning	Penataan_text	data_teks
0	pak Ganjar ini underrated bgt. beda ama si aba...	pak ganjar ini underrated bgt beda ama si aba...	pak ganjar ini underrated banget beda sama nan...	ganjar underrated banget beda nan abah overrat...	ganjar underrated banget beda abah overrated g...
1	Paaa... thank you so much utk keteladananmu.....	paaa thank you so much utk keteladananmu ...	paaa terima anda begitu banyak untuk keteladan...	paaa terima teladan	terima teladan
2	Salut ma pk ganjar	salut ma pk ganjar	salut ma nan ganjar	salut ma nan ganjar	salut ma ganjar
3	Dari dulu hingga sekarang ,saya pendukung PDIP.	dari dulu hingga sekarang saya pendukung pdip	dari dulu hingga sekarang saya pendukung parta...	dukung partai demokrasi indonesia juang	dukung partai demokrasi indonesia juang
4	Tolong dong tulisan dibawah nama pak ganjar ga...	tolong dong tulisan dibawah nama pak ganjar ga...	tolong dong tulisan dibawah nama pak ganjar ga...	tolong tulis bawah nama ganjar ganti masyaraka...	tolong tulis bawah nama ganjar ganti masyaraka...
5	👍👍👍				
6	Kinerja pk ganjar jdi wagub jateng 10 tahun ke...	kinerja pk ganjar jdi wagub jateng tahun kema...	kinerja nan ganjar jadi wagub jawa tengah tahu...	kerja nan ganjar wagub jawa maju jawa manah	kerja ganjar wagub jawa maju jawa manah
7	Sehat selalu pak ganjar	sehat selalu pak ganjar	sehat selalu pak ganjar	sehat ganjar	sehat ganjar
8	<a href="https://www.youtube.com/watch?v=hHpzE...	a href apa yang terjadi saat ini juga haru...	nan href apa yang terjadi saat ini juga harus ...	nan href quot ilmu tahu quot partai demokrasi ...	href quot ilmu tahu quot partai demokrasi indo...
9	GANJAR itu ibarat berlian walaupun berada dim ...	ganjar itu ibarat berlian walaupun berada dim ...	ganjar itu ibarat berlian walaupun berada dala...	ganjar berlian lumpur berlian milik nilai	ganjar berlian lumpur berlian milik nilai

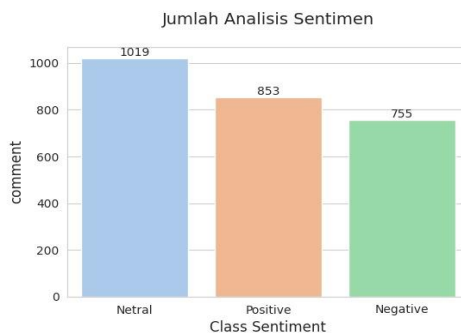
Gambar 3. Hasil *Preprocessing*

Gambar 3 merupakan hasil dari tahapan *preprocessing* yang meliputi teks hasil dari proses *case folding* atau mengubah huruf menjadi kecil, proses *text cleaning* yang melibatkan penghapusan karakter-karakter yang tidak diinginkan dan standarisasi format teks, penataan text yang merupakan hasil dari serangkaian tahap (*stopword removal, normalization, tokenizing, dan stemming*) yang bertujuan untuk membersihkan dan mengolah teks secara lebih mendalam. Terakhir, pada bagian data teks merupakan hasil akhir setelah proses penghapusan kata tambahan seperti kata "nan" yang mungkin muncul akibat proses normalisasi data. Beberapa kata sengaja dibuat kosong dalam proses normalisasi di *excel* untuk menghilangkan kata-kata yang tidak diperlukan, dan kata kosong tersebut kemudian diganti menjadi "nan" untuk mengindikasikan ketiadaan kata.

Setelah proses *preprocessing*, langkah selanjutnya adalah pelabelan. Dalam konteks analisis sentimen, pelabelan dilakukan untuk menentukan kategori atau kelas tertentu untuk setiap data berdasarkan atribut atau karakteristiknya. Dalam hal ini, pelabelan bertujuan untuk menentukan apakah suatu teks memiliki sentimen positif, negatif, atau netral. Proses pelabelan ini memainkan peran penting karena akan menjadi dasar bagi model untuk mempelajari pola-pola dalam data dalam melakukan klasifikasi sentimen secara akurat. Hasil dari pelabelan data teks dapat dilihat dari Gambar 4.

	Sentiment	data_teks
0	Positive	ganjar underrated banget beda abah overrated g...
1	Positive	terima teladan
2	Netral	salut ma ganjar
3	Positive	dukung partai demokrasi indonesia juang
4	Netral	tolong tulis bawah nama ganjar ganti masyarakat...
5	Netral	
6	Netral	kerja ganjar wagub jawa maju jawa manah
7	Netral	sehat ganjar
8	Negative	href quot ilmu tahu quot partai demokrasi indo...
9	Positive	ganjar berlian lumpur berlian milik nilai

Gambar 4. Hasil *Labeling*



Gambar 5. Visualisasi Diagram Batang

Gambar 5 menampilkan sebuah diagram batang dengan tiga batang yang mewakili tiga kategori analisis sentimen, kategori netral memiliki jumlah komentar tertinggi sebanyak 1019, diikuti kategori positif dengan 853 komentar, dan kategori negatif memiliki 755 komentar. Dengan melihat diagram tersebut, dapat dipahami sebaran sentimen pada data dan mengevaluasi keseimbangan distribusi label di antara kelas sentimen yang berbeda.

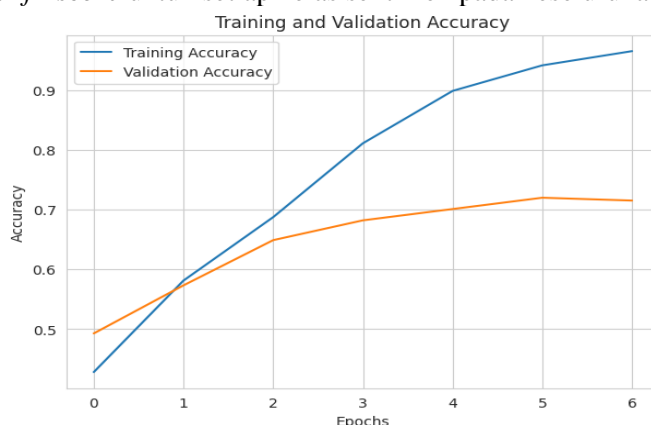
Setelah proses pelabelan data, langkah selanjutnya adalah menerapkan algoritma *Long Short-Term Memory (LSTM)*. LSTM adalah jenis arsitektur jaringan saraf yang memungkinkan prediksi dan pemrosesan data berdasarkan urutan (*time series*) dengan mengatasi masalah *vanishing gradient* atau keterlambatan pembelajaran setelah bobot diperbaharui. LSTM adalah jenis model yang sangat efektif dalam menangani data urutan yang digunakan untuk

menganalisis sentimen pada data teks. Algoritma LSTM memiliki kemampuan untuk mempelajari pola-pola yang kompleks dalam data teks dan memahami konteks dari urutan kata-kata yang panjang.

Dalam konteks analisis sentimen, algoritma LSTM digunakan untuk mengklasifikasikan setiap komentar menjadi kategori sentimen yang sesuai. Algoritma ini memanfaatkan informasi kontekstual dari teks komentar untuk membuat prediksi sentimen dengan lebih akurat. Setelah melatih model LSTM menggunakan data yang telah dilabeli, langkah berikutnya adalah melakukan evaluasi kinerja model. Evaluasi ini melibatkan penggunaan metrik seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* untuk mengukur seberapa baik model dapat mengklasifikasikan sentimen dari komentar-komentar *YouTube* terhadap Ganjar Pranowo *pasca* Pemilu 2024. Dengan hasil evaluasi ini, dapat dinilai seberapa baik model LSTM dalam memahami dan menganalisis sentimen dari data teks yang diberikan.

Proses pelatihan model LSTM dilakukan dalam beberapa *epoch*, di mana setiap *epoch* mencakup serangkaian iterasi di mana model memperbarui bobotnya berdasarkan data yang diberikan. Hasil dari setiap *epoch* termasuk informasi tentang *Loss* (kerugian) dan akurasi model pada data pelatihan (*train*) serta pada data validasi (*validation*). *Loss* adalah metrik yang mengukur seberapa baik performa model dalam memprediksi output yang benar, sementara akurasi mengukur seberapa sering model memberikan prediksi yang benar.

Epoch yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 8 kali. Pada akhir setiap *epoch*, dilakukan evaluasi kinerja model pada data validasi. Akurasi dihitung sebagai rasio prediksi yang benar dengan jumlah total data. Selanjutnya, dilakukan evaluasi menggunakan metrik *precision*, *recall*, dan *f1-score* untuk setiap kelas sentimen pada keseluruhan model.

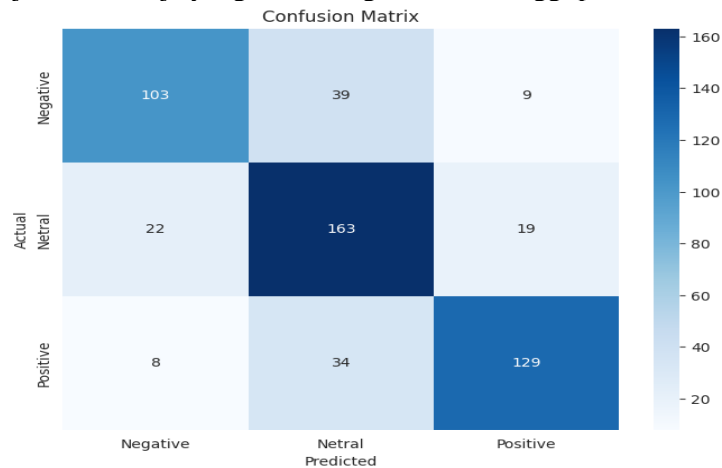


Gambar 6. Kurva Akurasi Model LSTM

Gambar 6 adalah kurva akurasi selama proses pelatihan model LSTM. Grafik ini menunjukkan bagaimana akurasi model berubah seiring dengan jumlah *epoch* yang dilalui. Sumbu X (*Epochs*) merupakan jumlah iterasi atau putaran penuh melalui seluruh dataset pelatihan yang dilakukan oleh model. Setiap *epoch* mencakup satu iterasi melalui semua data pelatihan. Sumbu Y (*Accuracy*) merupakan tingkat keakuratan model dalam memprediksi kategori sentimen (positif, negatif, atau netral). Semakin tinggi nilai akurasi, semakin baik model dalam melakukan prediksi yang benar.

Grafik tersebut terdiri dari dua kurva yaitu *Training Accuracy* dan *Validation Accuracy*. *Training Accuracy* merupakan akurasi model terhadap data pelatihan pada setiap *epoch*. Kurva ini menunjukkan seberapa baik model belajar dari data yang telah diberikan. *Validation Accuracy* merupakan akurasi model terhadap data validasi pada setiap *epoch*. Data validasi digunakan untuk mengukur kinerja model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya, sehingga dapat memberikan gambaran tentang seberapa baik model dapat menggeneralisasi pada data baru. Hasil evaluasi ini memberikan gambaran tentang seberapa baik model LSTM dalam mengklasifikasikan sentimen dari komentar-komentar *YouTube* terhadap Ganjar Pranowo *pasca* Pemilu 2024. Pada pengujian akurasi nilai yang didapatkan sebesar 75%. Hal ini

menunjukkan kinerja model dalam menganalisis sentimen berada dalam kategori cukup baik. *Precision* menunjukkan seberapa tepat prediksi positif model, dengan nilai tertinggi pada kelas *positive* 82%. *Recall* menggambarkan seberapa baik model mengidentifikasi *instance* positif, dengan nilai tertinggi pada kelas *Netral* 81%. *F1-score* yang seimbang antara *precision* dan *recall* juga menunjukkan kinerja yang baik, dengan nilai tertinggi pada kelas *Netral* 76%.



Gambar 7. Confusion Matrix

Confusion matrix adalah tabel yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja dari suatu model klasifikasi. Matriks ini menampilkan jumlah prediksi yang benar dan salah yang dilakukan oleh model pada setiap kelas target. Gambar 7 merupakan *Confusion matrix* yang diperoleh pada penelitian ini. Label sumbu X dan Y menunjukkan kelas prediksi (*Predicted*) dan kelas sebenarnya (*Actual*), sedangkan warna dari setiap sel memberikan gambaran tentang seberapa besar jumlah prediksi yang terjadi. Semakin gelap warna biru pada sel, semakin tinggi jumlah prediksi yang terjadi pada kombinasi kelas tertentu.

Gambar 7 *confusion matrix* menunjukkan hasil prediksi sentimen berdasarkan tiga kategori negatif, netral, dan positif. Dalam kategori prediksi negatif, terdapat 103 data yang aktualnya juga negatif, 22 data yang aktualnya netral, dan 8 data yang aktualnya positif. Untuk prediksi netral, terdapat 39 data yang aktualnya negatif, 163 data yang aktualnya netral, dan 34 data yang aktualnya positif. Sementara itu, dalam kategori prediksi positif, terdapat 9 data yang aktualnya negatif, 19 data yang aktualnya netral, dan 129 data yang aktualnya positif. Hasil tersebut memberikan gambaran tentang tingkat akurasi dan kesalahan dari model prediksi sentimen yang digunakan.

Word cloud digunakan untuk memvisualisasikan data teks, di mana kata-kata yang paling sering muncul dalam teks diberi penekanan visual yang lebih besar dan ditampilkan lebih menonjol. Biasanya, *word cloud* digunakan untuk memberikan gambaran cepat tentang frekuensi kata-kata dalam suatu teks atau kumpulan teks.



Gambar 8. Word cloud (a) Kelas Positif; (b) Kelas Negatif; (c) Kelas Netral

Dalam konteks analisis sentimen, Gambar 8 dapat dilihat kata-kata yang sering dikaitkan dengan sentimen positif, negatif, atau netral. Sentimen positif pada (a), sentimen negatif ditunjukkan pada (b), dan sentimen netral ditunjukkan pada (c). Ukuran kata dalam *word cloud* disesuaikan dengan frekuensi relatifnya, semakin sering sebuah kata muncul dalam teks, semakin besar ukuran kata tersebut dalam *word cloud*. Visualisasi *word cloud* yang dihasilkan, kata "bangga" memiliki frekuensi tertinggi dalam kelas sentimen positif, menunjukkan perasaan kebanggaan. Sebaliknya, kata "kalah" memiliki frekuensi tertinggi dalam kelas sentimen negatif, mencerminkan perasaan kekalahan atau kegagalan. Sementara itu, dalam kelas sentimen netral, kata-kata seperti "partai," "demokrasi," dan "rakyat" muncul dengan frekuensi signifikan tetapi tidak terlalu menonjol, menunjukkan diskusi yang netral tanpa muatan emosional yang kuat. Hal ini menunjukkan adanya perbedaan makna dan emosi yang terkait dengan kata-kata dalam konteks berbeda, yang dapat membantu dalam pemahaman yang lebih baik terhadap sentimen yang terkandung dalam teks.

4. KESIMPULAN

Hasil penelitian ini adalah bahwa penggunaan teknik pemrosesan teks dan model pembelajaran mesin LSTM efektif dalam menganalisis sentimen komentar di *YouTube*. Dari 3.100 komentar yang dikumpulkan menggunakan *YouTube Data API*, data tersebut berhasil diproses melalui serangkaian tahap *preprocessing* untuk memastikan kesiapan data sebelum pelabelan sentimen. Model LSTM menunjukkan kinerja yang baik dengan akurasi mencapai 75% bahwa sentimen netral yang lebih banyak pada komentar *YouTube* dalam menanggapi Ganjar Pranowo pasca pemilu 2024 dengan 1019 komentar. Hal tersebut mengindikasikan bahwa model ini cukup mampu mengklasifikasikan sentimen positif, negatif, atau netral dalam komentar-komentar tersebut. Evaluasi dengan *confusion matrix*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* menunjukkan kemampuan model dalam melakukan prediksi dengan tepat untuk setiap kelas, dengan nilai tertinggi pada kelas netral. Kemudian visualisasi melalui *word cloud* memberikan wawasan tambahan tentang pola sentimen yang ada. Visualisasi *word cloud* menyoroti perbedaan signifikan antara kelas sentimen. "Bangga" mendominasi kelas positif, sementara "kalah" mendominasi kelas negatif. Di kelas netral, kata-kata seperti "partai," "demokrasi," dan "rakyat" muncul dengan frekuensi yang signifikan, namun tidak menonjol secara khusus, mencerminkan diskusi yang netral tanpa muatan emosional yang kuat.

REFERENSI

- [1] [1] A. Hendrawan And E. I. Sela, "Analisis Sentimen Komentar Youtube Tentang Resesi Global 2023 Menggunakan Lstm," *Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika Dan Komunikasi*, Vol. 5, No. 1, Pp. 587–593, Jan. 2024, Doi: 10.35870/Jimik.V5i1.526.
- [2] M. Suhri Ainur Rifky, A. Anjani Arifiyanti, And R. Permatasari, "Analisis Sentimen Pengguna Youtube Mengenai Analog Switch Off Menggunakan Word Embedding Dan Metode Long Short-Term," *Jurnal Teknik Mesin, Industri, Elektro Dan Informatika (Jtmei)*, Vol. 2, No. 3, Pp. 195–202, 2023, Doi: 10.55606/Jtmei.V2i3.2273.
- [3] F. V. Sari And A. Wibowo, "Analisis Sentimen Pelanggan Toko Online Jd.Id Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Berbasis Konversi Ikon Emosi," *Jurnal Simetris*, Vol. 10, No. 2, 2019.
- [4] M. F. Ansyah, Abd. Ghofur, And L. F. Lidimillah, "Analisis Sentimen Komentar Youtube Terhadap Tayangan #Terbaru! Temuan Dan Masalah Ahlak Di Ponpes Al-Zaytun Menggunakan Metode Naïve Bayes," *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, Vol. 8, No. 2, Pp. 847–856, Apr. 2024, Doi: 10.33379/Gtech.V8i2.4034.
- [5] M. H. Nail, "Kualifikasi Politik Uang Dan Strategi Hukum Dan Kultural Atas Pencegahan Politik Uang Dalam Pemilihan Umum," *Jurnal Yuridis*, Vol. 5, No. 2, Pp. 245–261, 2018.

- [6] E. R. David, M. Sondakh, And S. Harilama, “Pengaruh Konten Vlog Dalam Youtube Terhadap Pembentukan Sikap Mahasiswa Ilmu Komunikasi Fakultas Ilmu Sosial Dan Politik Universitas Sam Ratulangi,” *Acta Diurna*, Vol. Vi, No. 1, 2017.
- [7] J. Nurhakiki And Y. Yahfizham, “Studi Kepustakaan: Pengenalan 4 Algoritma Pada Pembelajaran Deep Learning Beserta Implikasinya,” *Jurnal Pendidikan Berkarakter*, Vol. 2, No. 1, Pp. 270–281, 2024, Doi: 10.51903/Pendekar.V2i1.598.
- [8] E. F. Saputra And M. R. Pribadi, “Analisis Sentimen Komentar Pada Kanal Youtube The Lazy Monday Menggunakan Algoritma Naïve Bayes,” *Mdp Student Conference (Msc)*, Pp. 17–23, 2023.
- [9] U. S. Aesyti And P. W. Cahyo, “Peningkatan Penjualan Produk Berdasarkan Analisis Komentar Pelanggan Di Marketplace: Shopee,” *Jurnal Sains Dan Informatika*, Vol. 9, No. 1, Pp. 1–8, Jul. 2023, Doi: 10.34128/Jsi.V9i1.539.
- [10] B. Gunawan, H. S. Pratiwi, And E. E. Pratama, “Sistem Analisis Sentimen Pada Ulasan Produk Menggunakan Metode Naive Bayes,” *Jepin (Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika)*, Vol. 4, No. 2, Pp. 17–29, 2018, [Online]. Available: [Www.Femaledaily.Com](http://www.femaledaily.com)
- [11] K. Rahayu, V. Fitria, D. Septhya, Rahmaddeni, And L. Efrizoni, “Klasifikasi Teks Untuk Mendeteksi Depresi Dan Kecemasan Pada Pengguna Twitter Berbasis Machine Learning,” *Malcom: Indonesian Journal Of Machine Learning And Computer Science*, Vol. 3, No. 2, Pp. 108–114, Sep. 2023, Doi: 10.57152/Malcom.V3i2.780.
- [12] A. Setiawan, E. Kurniawan, And H. Abstrak, “Implementasi Stop Word Removal Untuk Pembangunan Aplikasi Alkitab Berbasis Windows 8,” *Jurnal Eksis*, Vol. 06, No. 02, Pp. 1–11, 2013.
- [13] A. Guterres, Gunawan, And J. Santoso, “Stemming Bahasa Tetun Menggunakan Pendekatan Rule Based,” *Teknika*, Vol. 8, No. 2, Pp. 142–147, Oct. 2019, Doi: 10.34148/Teknika.V8i2.224.
- [14] A. Rachmadana Ismail, R. Bagus, F. Hakim, And R. Artikel, “Implementasi Lexicon Based Untuk Analisis Sentimen Dalam Mengetahui Trend Wisata Pantai Di Di Yogyakarta Berdasarkan Data Twitter,” *Emerging Statistics And Data Science Journal*, Vol. 1, No. 1, Pp. 37–46, 2023.
- [15] A. Yahyadi And F. Latifah, “Analisis Sentimen Twitter Terhadap Kebijakan Ppkm Di Tengah Pandemi Covid-19 Menggunakan Mode Lstm,” *Journal Of Information System, Applied, Management, Accounting And Research. Issue Period*, Vol. 6, No. 2, Pp. 464–470, 2022, Doi: 10.52362/Jisamar.V6i2.791.