

**ANALISIS SENTIMEN TERHADAP KURIKULUM MERDEKA MENGGUNAKAN
VADER DAN LSTM
(STUDI BERBASIS TWITTER)**

¹Friana Widya Gunawan, ²Novita Lestari Anggreini

¹Program Studi Teknik Informatika, ²Politeknik TEDC Bandung

*Penulis Korespondensi: frianawg12@gmail.com

DOI: <https://doi.org/10.58217/ipsikom.v13i2.93>

ABSTRACT

This study explores public sentiment toward the Merdeka Curriculum, a policy reform introduced to address educational challenges in Indonesia following the COVID-19 pandemic. Utilizing Twitter (now X) as a data source, this research collected 1,900 Indonesian-language tweets to assess how society perceives the curriculum's flexibility and relevance. The analysis begins with data preprocessing, including cleaning, tokenization, stopword removal, and stemming. VADER (Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner) is employed for initial sentiment labeling, classifying tweets into positive, neutral, and negative categories. The results reveal a significant class imbalance: 1,692 neutral, 117 positive, and 91 negative tweets. These labeled tweets are further analyzed using the Long Short-Term Memory (LSTM) algorithm for deep sentiment classification. The LSTM model demonstrates training accuracy improvements from 82% to 90.29% across five epochs, while validation accuracy remains steady at 88%. However, the model fails to accurately classify minority classes, with precision, recall, and F1-scores for positive and negative sentiments scoring zero. This indicates that while LSTM can effectively recognize the dominant neutral sentiment, it struggles with minority class identification due to data imbalance. The findings highlight the need for improved model training strategies and data augmentation to enhance classification performance across all sentiment categories. Overall, this study contributes to the integration of lexicon-based and deep learning approaches for sentiment analysis and offers valuable insights for educators and policymakers in optimizing the Merdeka Curriculum through data-informed decisions.

Keywords: Kurikulum Merdeka, *LSTM*, *VADER*, Sentimen

PENDAHULUAN

Kurikulum Merdeka hadir sebagai respons terhadap krisis pembelajaran yang melanda Indonesia akibat pandemi COVID-19 di mana sistem pendidikan tradisional menghadapi berbagai tantangan serius terutama dalam pelaksanaan pembelajaran jarak jauh dan hilangnya kemampuan belajar siswa akibat penutupan sekolah. Kurikulum ini memberikan fleksibilitas kepada sekolah untuk menyesuaikan pembelajaran dengan kebutuhan siswa sambil mengutamakan pemulihan pembelajaran melalui berbagai strategi berbasis teknologi dan kolaborasi antara guru, siswa serta akademisi (Nugraha, 2022).

Dalam konteks ini penting untuk melakukan analisis terhadap sentimen publik guna memahami bagaimana masyarakat merespons implementasi kebijakan pendidikan

tersebut. Penelitian menunjukkan bahwa fleksibilitas dan keterlibatan aktif dalam pembelajaran yang diusung oleh Kurikulum Merdeka relevan dengan kebutuhan abad ke-21 dan *era Society 5.0* di mana pendidikan harus responsif terhadap perubahan sosial dan teknologi (Indarta et al., 2022).

Media sosial X (sebelumnya dikenal sebagai Twitter) menjadi salah satu sumber data yang relevan karena memungkinkan pengguna untuk menyampaikan opini secara langsung dan real-time, sehingga sangat cocok digunakan dalam menganalisis persepsi publik terhadap Kurikulum Merdeka. Sebagai media sosial berbasis *microblogging* X memungkinkan penggunanya untuk berbagi opini secara real-time menjadikannya platform yang ideal untuk memetakan persepsi publik terhadap kebijakan ini. Dengan fitur seperti *hashtag* dan *trending topics* X memfasilitasi

diskusi publik yang luas dan mencerminkan sentimen masyarakat secara lebih akurat. Dalam penelitian ini, analisis sentimen dilakukan terhadap data dari X menggunakan algoritma *Long Short-Term Memory (LSTM)* dan metode *VADER (Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner)*(Pangestu et al., 2024).

Sebagai pengembangan dari *Recurrent Neural Network (RNN)* sangat efektif dalam menganalisis data sekuensial seperti teks dari media sosial karena kemampuannya menyimpan informasi dalam jangka panjangefisien. Pendekatan ini memungkinkan analisis data yang terstruktur dan memberikan hasil yang jelas serta mudah diinterpretasikan untuk mendukung pengambilan keputusan yang lebih baik. Di sisi lain metode *VADER (Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner)* dirancang untuk menangkap nuansa emosi dari teks pendek seperti tweet memberikan analisis sentimen yang lebih kontekstual dan cepat (Chiny et al., n.d.).

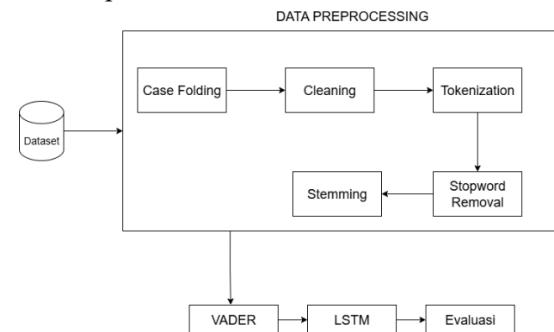
Penelitian ini menerapkan dua pendekatan *LSTM (Long Short-Term Memory)* yang digunakan untuk klasifikasi sentimen secara mendalam dengan mempertimbangkan konteks kalimat serta *VADER (Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner)* yang berperan memberikan pelabelan awal terhadap data untuk mempercepat proses *preprocessing*. *LSTM (Long Short-Term Memory)* akan digunakan untuk klasifikasi sentimen secara mendalam dengan mempertimbangkan konteks sementara *VADER (Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner)* akan memberikan pelabelan awal pada data memfasilitasi proses *preprocessing* data yang efisien (Fitroh & Hudaya, 2023).

Hasil penelitian ini diharapkan memberikan wawasan mendalam mengenai persepsi masyarakat terhadap fleksibilitas pembelajaran dalam Kurikulum Merdeka. Wawasan ini tidak hanya akan mendukung evaluasi kebijakan tetapi juga memberikan panduan praktis bagi pendidik dan membuat kebijakan untuk mengoptimalkan penerapan Kurikulum Merdeka. Selain itu, penelitian ini berkontribusi pada pengembangan literatur ilmiah terkait penggunaan algoritma kecerdasan buatan dalam menganalisis opini publik.

Dengan pendekatan berbasis data, penelitian ini diharapkan tidak hanya memberikan kontribusi akademik tetapi juga menghadirkan solusi praktis untuk merespons dinamika sistem pendidikan di Indonesia. Hasilnya diharapkan dapat mendukung optimalisasi penerapan Kurikulum Merdeka agar lebih responsif terhadap kebutuhan siswa di era digital dan transformasi sosial.

METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif berbasis analisis teks untuk mengevaluasi sentimen publik terhadap Kurikulum Merdeka secara sistematis. Dua pendekatan analisis yang diterapkan adalah *VADER* (Giovanni et al., n.d.) serta *Long Short-Term Memory (LSTM)* sebagai metode deep learning yang mampu mengenali pola sekuensial dalam data teks (Rozana, 2023). Metode yang diusulkan pada penelitian dapat di lihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Metode yang diusulkan

Dataset

Dataset adalah kumpulan data yang disusun secara sistematis agar lebih mudah dianalisis digunakan untuk menjawab pertanyaan penelitian serta membangun model prediksi dan klasifikasi. Digunakan untuk menjawab pertanyaan penelitian serta membangun model prediksi dan klasifikasi (Fakhri & Winursito, 2024).

Data Preprocessing

Data *preprocessing* merupakan tahap awal yang penting dalam pengolahan data. Tujuan utamanya adalah membersihkan data dari elemen yang tidak relevan (*noise*), serta memastikan konsistensi data sebelum dilakukan analisis lebih lanjut (Alghifari & Juandi, 2021).

VADER

VADER (Valence Aware Dictionary for Sentiment Reasoning) adalah metode berbasis leksikon yang memanfaatkan kamus kata berbahasa Inggris. Metode ini digunakan untuk mendeteksi polaritas sentimen dalam teks pendek secara efisien, karena proses penilaiannya yang menyerupai cara manusia menilai sentimen dalam kalimat). *VADER sentiment polarity detection* digunakan untuk proses sentimen analisis karena proses penentuan sentimen yang mudah bersumber dari *dictionary* yang tersedia sehingga bisa mendekati penilaian manusia (abimayu, 2022).

LSTM

Long Short-Term Memory (LSTM) adalah jenis jaringan saraf dalam (*deep neural network*) yang terdiri dari unit memori (*cell*) dan tiga jenis gerbang *input*, *forget* dan *output gate*. Struktur ini memungkinkan model untuk menyimpan dan mengingat informasi dalam jangka waktu yang panjang menjadikannya sangat cocok untuk analisis teks sekuensial seperti *tweet*. Sel tersebut menyimpan nilai-nilai selama interval waktu yang tidak ditentukan sementara gerbang-gerbang tersebut mengatur aliran informasi masuk dan keluar dari sel (Arief et al., 2023).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 1.900 tweet berbahasa Indonesia yang mencerminkan opini masyarakat mengenai Kurikulum Merdeka. Tweet ini dikumpulkan selama periode 24 September 2024 hingga 29 Januari 2025 dan dikategorikan ke dalam tiga jenis sentimen: positif, netral dan negatif seperti diperlihatkan pada Gambar 2.

	count
label_sentimen_vader	
neutra	1688
positif	124
negatif	89

Gambar 2. Dataset yang digunakan

Proses *preprocessing* data

Tahapan *preprocessing* data dilakukan setelah pengumpulan data selesai. Langkah awal meliputi *data cleaning* dan *case folding*, yaitu proses yang bertujuan untuk menghapus tanda baca, mengubah huruf kapital menjadi huruf kecil, serta menghilangkan *mention*, *hashtag*, *URL*, dan angka. Proses ini ditampilkan pada Gambar 3.

Pada Gambar 3. Proses *Data cleaning* dan *Case folding* Proses merupakan Proses *Data Cleaning* dan *Case folding* tujuannya menghapus tanda baca, mengubah huruf kapital menjadi huruf kecil, menghapus *mention*, menghapus *hastag*, menghapus *url* dan angka.

```

1 import pandas as pd
2 import re
3 import string
4 # load dataset
5 df = pd.read_csv('berline.csv')
6
7 # Duplikat datarame untuk memisahkan tahap
8 df['step_increase'] = df['cleaned_text'].apply(lambda x: re.sub(r'<http\S+>', ' ', x))
9 df['step_remove_mention'] = df['step_increase'].apply(lambda x: re.sub(r'@\w+', ' ', x))
10 df['step_remove_mention'] = df['step_remove_mention'].apply(lambda x: re.sub(r'\n+', ' ', x))
11 df['step_remove_hashtag'] = df['step_remove_mention'].apply(lambda x: re.sub(r'#[\w]+', ' ', x))
12 df['step_remove_punctuation'] = df['step_remove_hashtag'].apply(lambda x: re.sub(r'[^\w\s]', ' ', x))
13 df['step_remove_punctuation'] = df['step_remove_punctuation'].apply(lambda x: re.sub(r'\s+', ' ', x))
14 df['step_strip_whitespace'] = df['step_remove_numbers'].apply(lambda x: re.sub(r'\s+', ' ', x).strip())
15
16 # final cleaned text
17 df['cleaned_text'] = df['step_strip_whitespace']
18

```

Gambar 3. Proses *Data cleaning* dan *Case folding*

Hasil dari tahap ini dapat dilihat pada Tabel 1 yang menunjukkan perbandingan antara tweet sebelum dan sesudah dilakukan pembersihan teks.

Table 1. Hasil proses *text cleaning* dan *Case Folding*

Index	Sebelum	Sesudah
1	<p>Tue Sep 24 02:11:50 +0000 2024, Karna kurikulum (merdeka) yg sekarang itu pake sistem fase. Kelas 7 8 9 itu di fase D. Jadi anak ga ada yg ga naik kelas karna di smp itu 1 fase doang. Lanjut fase E kelas 10. Selanjutnya fase F utk kelas 11 & kelas 11</p>	<p>karna kurikulum merdeka yg sekarang itu pake sistem fase kelas itu di fase D jadi anak ga ada yg ga naik kelas karna di smp itu fase doang lanjut fase E kelas selanjutnya fase F utk kelas 11 & kelas 11</p>

1089	Wed Jan 29 04:40:26 +Wed Jan 29 05:08:15 +0000 2025, Deep Learning Tidak Bisa Jadi Kurikulum Pengganti Kurikulum Merdeka https://t.co/W9JLH44 Uix,deep learning tidak bisa jadi kurikulum pengganti kurikulum merdeka	memang lucu orang pintar ini ya orang pintar yang katakan wapres bodoh padahal dia sendiri tidak tahu apa soal pendidikan dan dunia persekolahan saat ini kurikulum merdeka yg basisnya deep learning itu salah satu yg harus dilakukan guru saat memasuki awal tahun
------	---	---

Setelah data selesai di cleaning lanjut ke tahap preprocessing akhir yang bertujuan untuk *Tokenization*, *Stopword Removal* dan *Stemming*. *Tokenization* memecah kalimat menjadi kata-kata. *Stopword Removal* menghapus kata-kata umum seperti "yang" atau "dan" yang tidak terlalu penting. *Stemming* mengubah kata menjadi bentuk dasar, misalnya "bermain" jadi "main". Proses ini membantu agar teks lebih rapi dan mudah dianalisis, terutama dalam analisis data atau *sentiment* terlihat pada Gambar 4.

```

1 import nltk
2 nltk.download('punkt')
3 nltk.download('stopwords')
4
5 from nltk.tokenize import word_tokenize
6 from nltk.corpus import stopwords
7 from Sastrawi.Stemmer.StemmerFactory import StemmerFactory
8
9 stop_words = set(stopwords.words('indonesian'))
10 factory = StemmerFactory()
11 stemmer = factory.create_stemmer()
12 # TOKENIZATION
13 df['tokens'] = df['full_text'].apply(word_tokenize)
14 # STOPWORD REMOVAL
15 df['filtered'] = df['tokens'].apply(lambda x: [word for word in x if word not in stop_words])
16 # STEMMING
17 df['stemmed'] = df['filtered'].apply(lambda x: [stemmer.stem(word) for word in x])

```

Gambar 4. Proses Tokenization, Stopword Removal dan Stemming

Setelah melakukan beberapa tahap preprocessing tadi menghasilkan data yang ditampilkan pada Tabel 2. Hasil proses *Tokenization*, *Stopword Removal* dan *Stemming*.

Table 2. Hasil proses *Tokenization*, *Stopword Removal* dan *Stemming*

Full text	Tokenization	Stopword Removal	Stemming
-----------	--------------	------------------	----------

kurikulu	[kurikulu	[kurikulu	[kurikulu
mnya	mnya,	mnya,	m, nder,
nder	nder,	nder, era,	era,
apalagi	apalagi,	covid, yg,	covid, yg,
era covid	era,	ngerjain,	ngerjain,
kan yg	covid,	gt,	gt,
penting	kan, yg,	kumpulin	kumpulin
ngerjain	penting,	, gt,	, gt,
gt	ngerjain,	dapet,	dapet,
kumpulin	gt,	nilai, yg,	nilai, yg,
gt dapat	kumpulin	smp, aja,	smp, aja,
nilai yg	, gt,	gak,	gak,
smp aja	dapet,	hapal,	hapal,
gak hapal	nilai, yg,	perkalian,	kali, bagi,
perkalian	smp, aja,	pembagia	gak,
pembagia	gak,	n, gak,	paham,
n sama	hapal,	paham,	yg, baca,
gak	perkalian,	dibaca,	kurikulu
paham	pembagia	kurikulu	m,
sama soal	n, sama,	m,	merdeka,
yg dibaca	gak,	merdeka,	banyak,
kurikulu	paham,	banyak	p]
m	sama,	, p]	
merdeka	soal, yg,		
banyak	dibaca,		
p	kurikulu		
	m,		
	merdeka,		
	banyak		
	, p]		

Setelah Preprocessing selesai data dilanjutkan ke tahap labeling menggunakan *VADER* dimana data tersebut dikategorikan ke dalam tiga kelas sentimen yaitu *positif*, *negatif* dan *netral* dapat di lihat pada Gambar 5.

```

1 import pandas as pd
2 from vaderSentiment.vaderSentiment import SentimentIntensityAnalyzer
3
4 analyzer = SentimentIntensityAnalyzer()
5
6 def get_sentiment(text):
7
8     if pd.isna(text) or not isinstance(text, str):
9         return 'netral'
10    score = analyzer.polarity_scores(text)
11    compound = score['compound']
12    if compound >= 0.05:
13        return 'positif'
14    elif compound <= -0.05:
15        return 'negatif'
16    else:
17        return 'netral'
18
19 if 'full_text' in df.columns:
20    df['label_sentimen_vader'] = df['full_text'].apply(get_sentiment)
21
22 print("Hasil penambahan kolom 'label_sentimen_vader':")
23 display(df[['full_text', 'label_sentimen_vader']].head(100))
24
25 print("Distribusi label sentimen:")
26 print(df['label_sentimen_vader'].value_counts())
27 else:
28    print("Kolom 'full_text' tidak ditemukan di DataFrame.")
29    print("Mohon periksa nama kolom teks di dataset Anda menggunakan df.columns")

```

Gambar 5. Proses Labeling *VADER*

Setelah proses labeling dapat dilihat pada Gambar 6. Merupakan proses labeling *VADER* didapatkan jumlah labeling dari 1900

data dalam tiga kategori yaitu *Positif* 117 data, *Negatif* 91 data dan *Netral* 1692 data.

	full_text	label_sentimen_vader
0	Kurikulumnya nnder apalagi era covid. Kan yg pe...	netral
1	Ketua Komisi X soal Merdeka Belajar. Jangan Ga...	netral
2	@speedingjunkie @xnwkrax @ConcatcatID Gw gen Z...	netral
3	Sebagai pendidik sy jg merasa miris dgn kurikul...	netral
4	Karna kurikulum (merdeka) yg sekarang iuu pake...	netral
...
1895	Tiap ada bahasan kurikulum merdeka ga ada yg ...	netral
1896	@zakwanoe @Boediantar4 pohal udah di breakdown...	netral
1897	Menteri pendidikan nanti cari orang yg tepat p...	netral
1898	@irwindtry Yg diterapin kurikulum merdeka itu ...	positif
1899	@thebeauty huhuu semangat semangat pelajar kur...	netral

Distribusi label sentimen:
label_sentimen_vader
netral 1692
positif 117
negatif 91
Name: count, dtype: int64

Gambar 6. Proses labeling VADER

Dari hasil proses *VADER* data selanjutnya melanjutkan proses pelatihan model algoritm *LSTM*(*Long Short Them Memory*) dapat di lihat pada Gambar 7. Proses pelatihan model *LSTM*.

```
102 if padded_sequences is not None and y is not None:
103     X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
104         padded_sequences,
105         y,
106         test_size=0.2,           # 20% for testing
107         random_state=42,        # for reproducibility
108         stratify=y             # to maintain class proportions
109     )
110     print(f'Data split complete. X_train shape: {X_train.shape}, y_train shape: {y_train.shape}')
111     print(f'X_test shape: {X_test.shape}, y_test shape: {y_test.shape}')
112
113 else:
114     print("Data splitting skipped because padded_sequences or y were not created.")
115     X_train, X_test, y_train, y_test = None, None, None
```

Gambar 7. Proses pelatihan model *LSTM*

Setelah pelatihan model dengan hasil yang ditampilkan pada Gambar 8. Hasil pemodelan *LSTM*.

```
Model: "sequential_1"
Layer (type)          Output Shape       Param #
embedding_1 (Embedding)    (None, 100)      1000000
lstm_1 (LSTM)           (None, 100)      1000000
dropout_1 (Dropout)      (None, 100)      100000
dense_2 (Dense)          (None, 100)      100000
dense_3 (Dense)          (None, 3)        300
Total params: 4,000,000
Trainable params: 4,000,000
Non-trainable params: 0
Starting model training...
Epoch 1/5
48/48 9s 84ms/step - accuracy: 0.8209 - loss: 0.6486 - val_accuracy: 0.8868 - val_loss: 0.4317
Epoch 2/5
48/48 5s 90ms/step - accuracy: 0.8781 - loss: 0.4612 - val_accuracy: 0.8868 - val_loss: 0.4333
Epoch 3/5
48/48 5s 97ms/step - accuracy: 0.8978 - loss: 0.4095 - val_accuracy: 0.8868 - val_loss: 0.4327
Epoch 4/5
48/48 4s 75ms/step - accuracy: 0.8912 - loss: 0.4295 - val_accuracy: 0.8868 - val_loss: 0.4310
Epoch 5/5
48/48 6s 102ms/step - accuracy: 0.8896 - loss: 0.4323 - val_accuracy: 0.8868 - val_loss: 0.4301
Model training complete.
```

Gambar 8. Hasil pemodelan *LSTM*

Berdasarkan Gambar 8. Hasil pemodelan *LSTM* bahwa akurasi pada data pelatihan mengalami peningkatan secara konsisten dari 82% pada *epoch* pertama hingga mencapai 90,29% pada *epoch* keempat. Namun akurasi validasi cenderung stagnan pada angka 88% sepanjang lima *epoch* menunjukkan bahwa model telah mencapai performa terbaik pada data validasi sejak awal

pelatihan. Sementara itu *nilai training loss* terus menurun dari 0.6486 menjadi 0.4283 mengindikasikan bahwa model semakin baik dalam mempelajari pola dari data latih. Akan tetapi *validation loss* mengalami sedikit fluktuasi, yakni sempat menurun hingga 0.4310 pada *epoch* ketiga lalu mengalami sedikit kenaikan hingga 0.4348 di akhir pelatihan. Fenomena ini mengisyaratkan adanya potensi overfitting ringan di mana model terlalu menyesuaikan diri pada data pelatihan tanpa perbaikan signifikan terhadap data validasi.

Secara keseluruhan performa model dapat dikategorikan baik dengan akurasi validasi yang stabil dan nilai loss yang relatif rendah. Namun hasil ini juga mengindikasikan perlunya penerapan strategi *early stopping* atau penyesuaian lebih lanjut pada arsitektur dan *hyperparameter* agar model dapat mencapai generalisasi yang lebih optimal pada data nyata.

Evaluasi Model *LSTM*

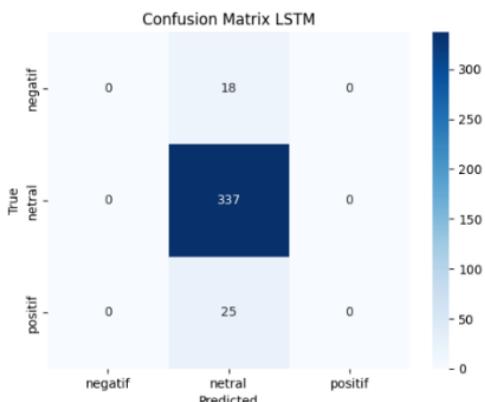
Pada Gambar 9. Evaluasi model *LSTM* yang merupakan hasil Evaluasi model *LSTM* menghasilkan *score* dan Tingkat akurasi kinerja *LSTM*.

12/12		1s 42ms/step		
Akurasi Model <i>LSTM</i> : 0.8868				
Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
negatif	0.00	0.00	0.00	18
netral	0.89	1.00	0.94	337
positif	0.00	0.00	0.00	25
accuracy			0.89	380
macro avg	0.30	0.33	0.31	380
weighted avg	0.79	0.89	0.83	380

Gambar 9. Evaluasi model *LSTM*

Menyatakan dengan menhitung *Matrix confusion* untuk melihat kinerja model lebih jelas dengan menghasilkan *matrix*

akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* seperti pada Gambar 10. *Confusion Matrix LSTM*.



Gambar 10. Confusion Matrix LSTM

Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan gabungan antara metode leksikal *VADER* dan *algoritma deep learning LSTM* dapat digunakan untuk menganalisis persepsi masyarakat terhadap Kurikulum Merdeka secara sistematis. Dengan menggunakan 1.900 *tweet* berbahasa Indonesia, data dianalisis ke dalam tiga kategori sentimen: *positif*, *netral*, dan *negatif*. Hasil pelabelan awal menggunakan *VADER* menunjukkan distribusi data yang tidak seimbang, dengan mayoritas data tergolong netral (1.692 data), sedangkan sentimen positif dan negatif masing-masing hanya 117 dan 91 data.

Model LSTM yang dilatih menunjukkan peningkatan akurasi pelatihan dari 82% menjadi 90,29% dalam lima epoch, sementara akurasi validasi tetap stabil pada angka 88%. Nilai loss pelatihan menurun secara konsisten, namun validation loss mengalami sedikit fluktuasi yang mengindikasikan gejala overfitting ringan. Evaluasi menggunakan confusion matrix menunjukkan bahwa model hanya mampu mengklasifikasikan data netral dengan akurasi tinggi (337 data), namun seluruh data negatif (18) dan positif (25) salah diklasifikasikan sebagai netral.

Kondisi ini menyebabkan nilai precision, recall, dan *F1-score* untuk kedua kelas minoritas bernilai nol, yang menunjukkan kegagalan model dalam mengenali pola pada kelas sentimen non-dominan. Dengan demikian, dapat

disimpulkan bahwa model efektif dalam mengidentifikasi sentimen dominan (netral), namun tidak cukup andal untuk mendeteksi sentimen minoritas. Sebagai catatan untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk mengatasi ketidakseimbangan data menggunakan teknik seperti *SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique)* atau penyesuaian bobot kelas (class weighting) dalam proses pelatihan. Mengelarplorasi arsitektur model lain seperti *BERT* atau *transformer-based* models yang lebih kontekstual dalam menangani data berbahasa Indonesia. Mempertimbangkan penggunaan data *multimodal* (teks, gambar, dan metadata) untuk memperkaya interpretasi sentimen publik. Melakukan evaluasi lanjutan menggunakan data real-time untuk melihat dinamika opini publik secara berkala terhadap kebijakan pendidikan.

Daftar Pustaka

- abimayu, dicky. (2022). *ANALISIS SENTIMEN AKUN TWITTER APEX LEGENDS MENGGUNAKAN VADER TUGAS AKHIR*.
- Alghifari, F., & Juardi, D. (2021). Penerapan Data Mining Pada Penerapan Data Mining Pada Penjualan Makanan Dan Minuman Menggunakan Metode Algoritma Naïve Bayes. *Jurnal Ilmiah Informatika*, 09. file:///C:/Users/hp/Downloads/TA/3755-Article%20Text-14930-1-10-20210902.pdf
- Arief, B., Kholifatullah, H., & Prihanto, A. (2023). Penerapan Metode Long Short Term Memory Untuk Klasifikasi Pada Hate Speech. *Journal of Informatics and Computer Science*, 04.
- Chiny, M., Chihab, M., Chihab, Y., & Bencharef, O. (n.d.). LSTM, VADER and TF-IDF based Hybrid Sentiment Analysis Model. In *IJACSA) International Journal of Advanced Computer Science and Applications* (Vol. 12, Issue 7). www.ijacsa.thesai.org
- Fakhri, A., & Winursito, Y. C. (2024). *ANALISIS PENUMPANG KAPAL*

TITANIC MENGGUNAKAN TITANIC DATASET DENGAN BANTUAN PEMROGRAMAN PYTHON. *Jurnal Sains Student Research*, 2, 537–542. <https://doi.org/https://doi.org/10.61722/jssr.v2i1.759>

Fitroh, F., & Hudaya, F. (2023). Systematic Literature Review: Analisis Sentimen Berbasis Deep Learning. *Jurnal Nasional Teknologi Dan Sistem Informasi*, 9(2), 132–140. <https://doi.org/10.25077/teknosi.v9i2.2023.132-140>

Giovanni, N., Monica Olivia Pangaribuan, M., Mulyono, A., Muttaqin, Z., Keuangan STAN, P., & Selatan, T. (n.d.). *Analisis Sentimen Menggunakan Metode Vader, Sentiart dan Analisis Tematik pada Akun Instagram Pecinta Hewan Peliharaan*. <https://doi.org/10.38035/jmpis.v6i1>

Indarta, Y., Jalinus, N., Waskito, Samala, A. D., Riyanda, R. A., & Adi, N. H. (2022). Relevansi Kurikulum Merdeka Belajar dengan Model Pembelajaran Abad 21 dalam Perkembangan Era Society 5.0. *EDUKATIF : JURNAL ILMU PENDIDIKAN*, 4(2), 3011–3024. <https://doi.org/10.31004/edukatif.v4i2.89>

Nugraha, T. S. (2022). Kurikulum Merdeka untuk pemulihkan krisis pembelajaran. *Inovasi Kurikulum*, 19(2), 251–262. <https://doi.org/10.17509/jik.v19i2.45301>

Pangestu, A. F., Rahmat, B., & Sihananto, A. N. (2024). *Analisis sentimen pada media sosial x terhadap implementasi kurikulum merdeka menggunakan metode fasttext dan long short-term memory (lstm)*. 9(4), 2271–2280.

Rozana, I. (2023). *IMPLEMENTASI ALGORITMA LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM) DALAM ANALISIS SENTIMEN OPINI PUBLIK TERHADAP PENGGUNAAN KENDARAAN LISTRIK*.