

# ANALISIS SENTIMEN PADA MEDIA SOSIAL X TERHADAP IMPLEMENTASI KURIKULUM MERDEKA MENGGUNAKAN METODE FASTTEXT DAN LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM)

Arif Fajar Pangestu<sup>1)</sup>, Basuki Rahmat<sup>\*2)</sup>, Andreas Nugroho Sihananto<sup>3)</sup>

1. Informatika, UPN Veteran Jawa Timur, Indonesia
2. Informatika, UPN Veteran Jawa Timur, Indonesia
3. Informatika, UPN Veteran Jawa Timur, Indonesia

## Article Info

**Kata Kunci:** Analisis Sentimen; FastText; Kurikulum Merdeka; LSTM

**Keywords:** *Curriculum; FastText; LSTM; Sentiment Analysis*

## Article history:

Received 10 September 2024

Revised 1 Oktober 2024

Accepted 14 November 2024

Available online 1 December 2024

## DOI :

<https://doi.org/10.29100/jipi.v9i4.5665>

\* Corresponding author.

Corresponding Author

E-mail address:

[author@email.ac.id](mailto:author@email.ac.id)

## ABSTRAK

Perubahan kurikulum adalah keharusan untuk mengikuti perkembangan zaman dan memastikan standar pendidikan terpenuhi. Namun, perubahan ini sering kali menyebabkan kebingungan di kalangan pendidik dan orang tua, yang mengganggu proses pendidikan. Kurikulum Merdeka, yang diperkenalkan sebagai inovasi penting dalam pendidikan Indonesia, menawarkan kerangka kerja yang lebih baik dan sesuai dengan kebutuhan. Meskipun demikian, dengan meningkatnya jumlah peserta didik, tantangan yang dihadapi oleh sistem pendidikan Indonesia juga bertambah. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis opini yang muncul di media sosial X tentang implementasi Kurikulum Merdeka, menggunakan metode word embedding FastText dan model klasifikasi Long Short-Term Memory. Dua dataset uji coba digunakan dalam penelitian ini, yang pertama berisi 7.500 entri dan yang kedua 3.000 entri. Penelitian ini juga menguji delapan skenario yang berbeda, dengan kombinasi metode ekstraksi fitur Continuous Bag of Words dan Skip-Gram, serta variasi pemisahan data 80:20 dan 85:15. Hasilnya menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi di semua skenario, di atas 85%. Temuan ini mengungkap dominasi sentimen negatif dalam setiap kategori yang diamati selama implementasi Kurikulum Merdeka, menunjukkan adanya beberapa tantangan atau hambatan dalam penerimaan dan penerapan kurikulum tersebut di berbagai lingkungan pendidikan.

## ABSTRACT

*Curriculum changes are essential to keep up with the times and ensure educational standards are met. However, these changes often cause confusion among educators and parents, disrupting the educational process. The Merdeka Curriculum, introduced as a significant innovation in Indonesian education, provides a better framework that aligns with current needs. Nonetheless, with the increasing number of students, the challenges faced by the Indonesian education system have also grown. This research aims to analyze opinions expressed on social media platform X regarding the implementation of the Merdeka Curriculum, using FastText word embedding and a Long Short-Term Memory classification model. Two trial datasets were used in this study, the first containing 7,500 entries and the second 3,000 entries. The research also tested eight different scenarios, combining feature extraction methods Continuous Bag of Words and Skip-Gram, along with data splits of 80:20 and 85:15. The results showed high accuracy across all scenarios, above 85%. These findings reveal a dominance of negative sentiment in each observed category during the implementation of the Merdeka Curriculum, indicating several challenges or obstacles in the acceptance and application of the curriculum in various educational environments.*

## I. PENDAHULUAN

PENDIDIKAN diakui sebagai pilar utama dalam perkembangan suatu masyarakat dan negara, dengan sistem pendidikan Indonesia terus berkembang dan disempurnakan demi mencapai standar kualitas yang diinginkan [1]. Perubahan kurikulum menjadi langkah penting dalam mencerminkan respons terhadap perubahan sosial

dan teknologi serta menjadi instrumen kunci dalam mencapai standar pendidikan yang diinginkan [2]. Salah satu inisiatif penting dalam transformasi pendidikan di Indonesia adalah implementasi Kurikulum Merdeka, yang bertujuan utama pada penyederhanaan pembelajaran dan peningkatan fleksibilitas untuk memudahkan peserta didik.

Dengan populasi penduduk Indonesia yang mencapai 278 juta jiwa pada semester genap tahun ajaran 2023/2024, sistem pendidikan Indonesia memiliki tanggung jawab besar dalam mendidik dan membekali generasi muda [3]. Di sisi lain, dengan jumlah peserta didik yang terus bertambah, sistem pendidikan Indonesia memiliki tanggung jawab yang semakin besar dalam memberikan pendidikan berkualitas dan relevan dengan kebutuhan mereka [4].

Diskusi dan perdebatan mengenai perubahan dalam pendidikan sering mencapai puncaknya di media sosial X, menjadi sumber data berharga untuk menggali pemahaman mengenai tanggapan dan perasaan masyarakat terhadap perubahan ini [5]. Analisis sentimen menjadi pendekatan yang relevan, dengan memadukan dua metode word embedding FastText dan klasifikasi text Long Short-Term Memory (LSTM), untuk memahami sentimen masyarakat terhadap implementasi Kurikulum Merdeka Belajar dari Tingkat yang berbeda-beda dimulai dari pertama sekolah yakni Sekolah Dasar, setelah itu dilanjutkan Sekolah Menengah Pertama, dan yang terakhir pada Sekolah Menengah Atas. Metode LSTM, sebagai arsitektur jaringan saraf tiruan, telah terbukti efektif dalam memproses data teks berurutan dan mengenali pola-pola kompleks dalam teks [6].

FastText telah efektif dalam memahami respons masyarakat terhadap kebijakan tertentu. FastText memiliki kemampuan merepresentasikan teks dalam vektor kata, memungkinkan komputer memahami makna dan konteks teks dengan efisiensi tinggi. Dengan pemahaman makna kata dalam teks, FastText dapat mengidentifikasi pola-pola sentimen dalam teks dengan cepat [7]. Selain itu, FastText juga dapat memproses teks dalam jumlah besar dengan kecepatan tinggi, sehingga sangat efisien dalam analisis sentimen. Mereka dipilih karena kemampuan mereka dalam menangani berbagai bahasa dan dialek, serta kecepatan dan efisiensi yang tinggi dalam pemrosesan data teks, membuatnya sangat cocok untuk analisis sentimen pada skala besar [8].

Di sisi lain, metode Long Short-Term Memory (LSTM) sebagai arsitektur jaringan saraf tiruan, telah terbukti sangat efektif dalam memproses data teks berurutan dan mengenali pola-pola kompleks dalam teks. Keunggulan utama LSTM terletak pada kemampuannya untuk "mengingat" informasi dari jangka waktu yang lebih panjang dalam urutan teks [9]. Ini memungkinkan LSTM memahami hubungan antar kata dalam teks secara kontekstual, sehingga mampu mengidentifikasi pola-pola sentimen yang lebih kompleks dan nuansa yang terkandung dalam teks. Mereka dipilih karena keunggulan ini membuat LSTM sangat efektif dalam analisis teks yang memerlukan pemahaman mendalam dan kontekstual, sehingga mampu memberikan wawasan yang lebih tajam dan mendalam tentang respons masyarakat terhadap suatu topik tertentu [10].

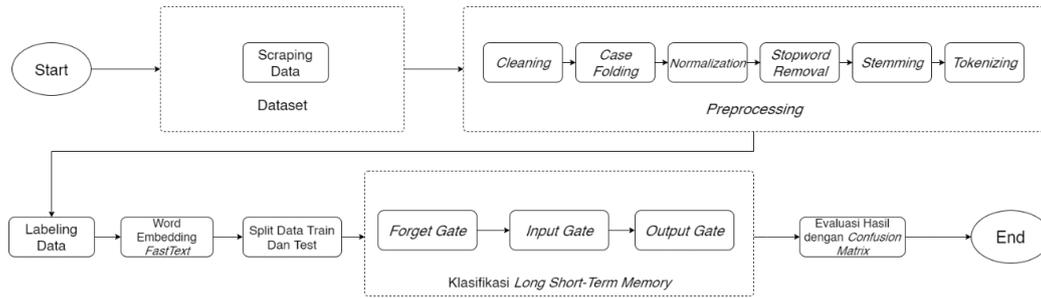
Penelitian dalam bidang analisis sentimen telah banyak dilakukan dengan berbagai kasus yang terjadi di masyarakat menggunakan beragam metode. Salah satu penelitian tersebut dilakukan oleh Isnain et al. pada tahun 2022 dengan judul "Analisis Perbandingan Algoritma LSTM dan Naïve Bayes untuk Analisis Sentimen" [11]. Penelitian ini bertujuan dalam membandingkan dua metode, yaitu Long Short Term Memory serta Naïve Bayes, dalam mengevaluasi tanggapan masyarakat terhadap kebijakan New Normal di Indonesia. Data tweet dikumpulkan dari tanggal 6 hingga 25 Juli 2020 menggunakan kata kunci "#NewNormal", dengan total 1.823 data yang terbagi menjadi dua label: positif (1.028 data) dan negatif (795 data). Data ini kemudian diolah menggunakan metode pembobotan Word2vec. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma LSTM mencapai akurasi sebesar 83,33%, presisi sebesar 83,33%, serta recall sebesar 83,33%, sementara Naïve Bayes mencapai 82%. Dengan perbedaan kinerja sebesar 1,33%, LSTM menunjukkan keunggulannya dalam analisis sentimen berkat kemampuannya dalam menyimpan informasi jangka panjang. Temuan ini memberikan wawasan penting dalam memahami respons masyarakat terhadap penerapan New Normal pada ketika pandemi Covid-19.

Mengacu pada latar belakang yang telah diuraikan, penelitian ini berjudul "Analisis Sentimen pada Media Sosial X terhadap Implementasi Kurikulum Merdeka Menggunakan Metode FastText dan Long Short-Term Memory (LSTM)". Tujuan penelitian ini adalah untuk membandingkan sentimen masyarakat terhadap penerapan Kurikulum Merdeka Belajar di tingkat Sekolah Dasar (SD), Sekolah Menengah Pertama (SMP), dan Sekolah Menengah Atas (SMA) menggunakan metode FastText dan LSTM. Penelitian ini mengevaluasi bagaimana sentimen bervariasi di antara tingkat pendidikan tersebut. sehingga penelitian ini dibandingkan dengan penelitian kebijakan New Normal adalah fokusnya pada analisis kebijakan pendidikan dan pengaruhnya terhadap berbagai tingkatan sekolah, bukan pada adaptasi umum masyarakat sehingga memiliki tingkatan yang berbeda setiap implementasi tingkat Pendidikan.

## II. METODE PENELITIAN

Sebelum melakukan penelitian, dibutuhkan Langkah-langkah dalam pengerjaan secara sistematis dan berurutan

agar membantu menyelesaikan penelitian dengan baik [12].



Gambar 1 Alur Design Penelitian

Berdasarkan gambar 1 menjelaskan alur penelitian yang akan dilakukan pada proses awal sampai proses akhir. secara garis besar alur penelitian ini memiliki delapan tahapan, yakni :

#### A. Scraping Data

Pada tahap awal perancangan sistem ini, data diambil melalui teknik pengumpulan informasi daring dengan otomatisasi pengambilan data dari halaman web. Dalam penelitian ini, dilakukan proses scrapping data pada 3 kategori. Scrapping setiap kategori tersebut berdasarkan kata kunci yang berupa kata-kata yang biasanya dikeluarkan oleh masyarakat [13].

#### B. Preprocessing

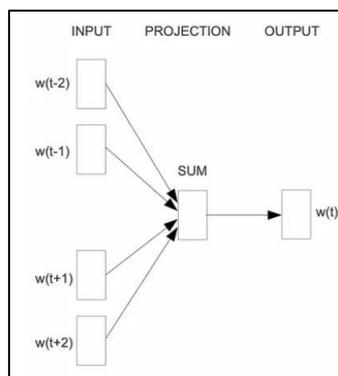
Data yang dikumpulkan melalui proses crawling biasanya masih dalam format yang kurang terstruktur, sehingga ulasan tersebut mengandung banyak informasi yang tidak relevan untuk analisis sentimen. Agar data ulasan ini dapat digunakan secara lebih efektif dalam analisis atau pemodelan, diperlukan beberapa langkah preprocessing data. Langkah-langkah tersebut untuk dilakukan membersihkan data dari informasi yang tidak relevan atau tidak diperlukan, sehingga proses analisis sentimen dapat berjalan dengan lancar [14].

#### C. Labeling

Labelling berasal dari kata "label" dan merujuk pada proses memberikan karakter atau serangkaian karakter untuk mengidentifikasi suatu sentiment. Proses labelling melibatkan dua aspek penting. Pertama, pemberian label kepada token menggunakan kata penguat, yang sering digunakan untuk mengeksagerasi atau menguatkan makna dalam suatu konteks. Kedua, pemberian label menggunakan kata negasi, yang mengubah makna menjadi kontras atau kebalikan dari makna yang tersirat [15].

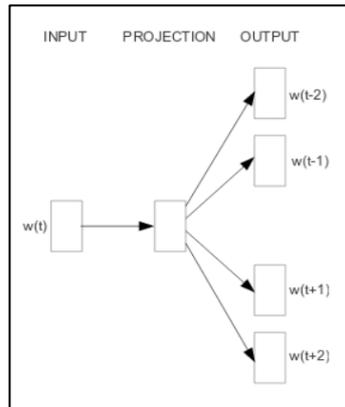
#### D. Word Embedding FastText

Text Preprocessing data mencakup beberapa aspek, seperti menghilangkan karakter khusus, menangani kata-kata tidak baku atau slang, dan melakukan normalisasi teks untuk menjaga keseragaman. Dengan vektor representasi terkait untuk setiap karakter n-gram, kata-kata dapat direpresentasikan sebagai hasil penjumlahan dari vektor-vektor tersebut. Melalui pelatihan model Skip-gram pada gambar 2 [16].



Gambar 2 Arsitektur FastText Continuous Bag-of-Words

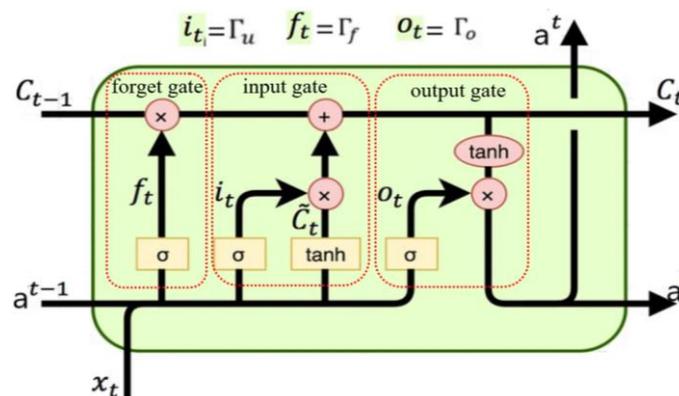
FastText memperkaya pemahaman makna kata dengan mempertimbangkan aspek subword. Sedangkan, Proses Continuous Bag-of-Words adalah model dalam menentukan suatu kata atau output pada konteks dengan jendela (window) yang telah ditentukan pada gambar 3 [17].



Gambar 3 Arsitektur FastText Skip-gram

### E. Long Short Term Memory

Long Short Term Memory salah satu ilmu kecerdasan buatan yang perkembangan terbaru dari Recurrent Neural Network. Hal ini membawa keunggulan yang substansial dalam analisis teks dengan kemampuannya untuk mempertahankan informasi dari jarak yang lebih jauh. Salah satu fitur utama yang membedakan Long Short Term Memory adalah kemampuan memori internalnya yang mampu menyimpan informasi dari waktu sebelumnya dalam jangka waktu yang cukup panjang. Long Short Term Memory mampu mengatasi masalah vanishing gradient yang sering terjadi pada Recurrent Neural Network [18], yang memungkinkan jaringan untuk mengingat dan menggunakan informasi konteks dari teks dengan lebih efektif. Hal ini membuat Long Short Term Memory menjadi pilihan yang sangat efisien dan efektif dalam berbagai aplikasi analisis teks dan pemodelan bahasa. Berikut arsitektur pada gambar 4.



Gambar 4 Arsitektur Long short term memory

Dalam ilustrasi ini, langkah pertama melibatkan perhitungan untuk forget gate ( $f_t$ ) pada waktu  $t$ . forget gate ( $f_t$ ) digunakan dalam menentukan seberapa banyak informasi yang dihapus dari ( $C_t$ ) berdasarkan informasi pada sel sebelumnya ( $C_{(t-1)}$ ). Perhitungan dilakukan dengan mengalihkan input ( $X_t$ ) dan state sel sebelumnya ( $a_{(t-1)}$ ) dengan matriks bobot ( $W_f$ ) dan menambahkan bias ( $b_f$ ) kemudian dimasukan ke fungsi aktivitas sigmoid ( $\sigma$ ). Pada tabel 1 [19].

TABEL I  
 ARSITEKTUR LONG SHORT TERM MEMORY

NO	Gerbang	Rumus
1	Forget Gate	$F_t = \sigma(W_f \times [x_t, h_{t-1}] + b_f)$
2	Input Gate	$I_t = \sigma(W_i \times [x_t, h_{t-1}] + b_i)$
3	Bias Input Gate	$C_t^{\sim} = \tanh(W_C \times [x_t, h_{t-1}] + b_C)$
4	Cell State	$C_t = f_t \times C_{t-1} + i_t \times C_t^{\sim}$
5	Output Gate	$O_t = \sigma(W_o \times [x_t, h_{t-1}] + b_o)$
6	Hidden State	$h_t = o_t \times \tanh(C_t)$

### F. Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan alat dalam melakukan penilaian efektivitas klasifikasi teks pada tahap terakhir dalam pengujian. Confusion Matrix berperan sebagai alat yang menggambarkan hasil prediksi model terhadap data ke dalam empat kategori, antara lain True Positive, True Negative, False Positive, dan False Negative [20].

## III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan data tweet berbahasa Indonesia dari media sosial X dengan fokus pada satu topik, yaitu "Kurikulum Merdeka". Dataset yang digunakan terdiri dari dua ukuran, yaitu 7.500 dan 3.000 data, dengan total 15.000 data uji dalam proses klasifikasi kategori data. Data yang dipilih melalui proses filter untuk memastikan tweet berasal dari akun media sosial yang berpotensi memberikan informasi atau promosi. Metode FastText dan Long Short-Term Memory (LSTM) diterapkan dalam penelitian ini, yang diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman Python. Sentimen dari opini publik diklasifikasikan menjadi tiga kategori: positif, netral, dan negatif.

Data yang akan digunakan dalam penelitian diperoleh pada mengumpulkan media sosial X menggunakan sebuah perpustakaan pengambilan tweet yang memungkinkan pengambilan tweet beserta metadata yang terkait. Metadata ini meliputi informasi seperti id pengguna, nama pengguna, dan URL tweet yang diposting oleh pengguna. Metadata ini menjadi kunci dalam penelitian untuk melakukan pendeteksian sentimen terkait kurikulum merdeka berdasarkan tingkatan pendidikannya, dimulai dari pertama sekolah yakni Sekolah Dasar, setelah itu dilanjutkan Sekolah Menengah Pertama, serta terakhir Sekolah Menengah Atas. Pada tabel 2

TABEL 2  
 CRAWLING DATA

created_at	id_str	full_text	lang	username	tweet_url
Thu Mar 09 10:12:54 +0000 2023	1,6338E+18	@WONCHU KAMU KURIKULUM MERDEKA KH	in	jixngliu	<a href="https://twitter.com/jixngliu/status/1633772844650991617">https://twitter.com/jixngliu/status/1633772844650991617</a>
Thu Mar 09 11:28:37 +0000 2023	1,6338E+18	@memethmeong Baca buku bebas udah bagus. Tapi emang lebih bagus lagi bacaannya masuk di pembahasan di kelas. Di Kurikulum Merdeka memungkinkan karena tuntutannya nggak heavy di tata bahasa lagi, tp lebih ke reading comprehension. Begitu juga ases- mennya.	in	adekumala	<a href="https://twitter.com/adekumala/status/1633791899038519296">https://twitter.com/adekumala/status/1633791899038519296</a>

Setelah tahap pengumpulan data selesai, langkah berikutnya adalah melakukan text preprocessing terhadap seluruh data dari setiap kategori yang telah diperoleh. Proses ini bertujuan untuk menyiapkan data agar siap digunakan dalam proses pelatihan model. Data tersebut akan melalui serangkaian tahapan yang mencakup pembersihan, penyesuaian huruf, normalisasi, penghapusan kata penghubung, stemming, dan tokenisasi. Pada tabel 3

TABEL 3  
 PREPROCESSING

Sebelum	Sesudah
@FloNadayangxx iya kak sedih bgt https://t.co/LrCAXLtE92 di sd kur13 gak kepeke bahkan dinas penddkn aja gk nyediain guru https://t.co/LrCAXLtE92 klopun di sd negeri ada itu gk difasilitasi dinas kak untuk sd ðŸ- tp aneh nya kurikulum merdeka ini ada bukunya https://t.co/LrCAXLtE92 kak ðŸœ€ @bucinchoijongho @debordsbitch Benerrr, liat kurikulum merdeka jlzaman zonasi tu kek pembodohan isinya bjirrr. Yg buku paket sd nya isinya campur2 dan ga mutu wqwq. Mana kunci jawaban buku paketnya bisa kita cari di internet pula. Kocag bgt wqwq	['iya', 'kakak', 'sedih', 'banget', 'sekolah', 'dasar', 'kurikulum', '13', 'pakai', 'dinas', 'didik', 'nyediain', 'guru', 'sekolah', 'dasar', 'negeri', 'fasilitas', 'dinas', 'kakak', 'sekolah', 'dasar', 'aneh', 'nya', 'kurikulum', 'merdeka', 'buku', 'kakak'] ['lihat', 'kurikulum', 'merdeka', 'zaman', 'zonasi', 'bodoh', 'isi', 'sumpah', 'buku', 'minat', 'sekolah', 'dasar', 'nya', 'isi', 'campur', 'campur', 'mutu', 'haha', 'kunci', 'buku', 'paket', 'cari', 'internet', 'pulau', 'kacau', 'banget', 'haha']

Dataset dibentuk dalam studi ini dengan cara mengambil sampel secara acak dari setiap kandidat, dengan jumlah 1.000 dan 2.500 sampel per kategori setelah melalui proses pra-pemrosesan. Data ini digunakan untuk melatih model. Total sampel yang dihasilkan dari pengambilan 1.000 sampel per kandidat adalah 3.000, sementara total sampel dari pengambilan 2.500 sampel per kandidat adalah 7.500. pada dataset tersebut dilakukan duplicate drop yakni menghapus data duplikate. Pada tabel 4

TABEL 4  
 CRAWLING DATA

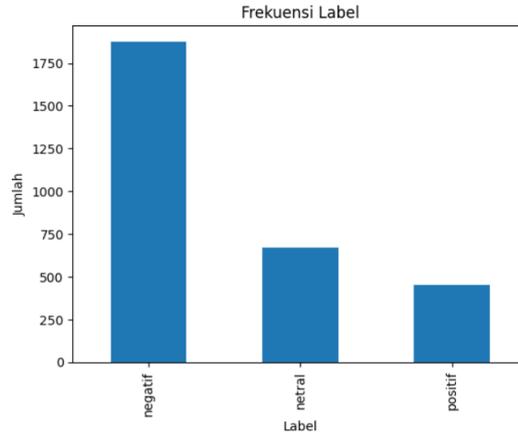
No	Kategori	Jumlah Sentiment
1	Sekolah Dasar	2.500 tweets
2	Sekolah Menengah Pertama	2.500 tweets
3	Sekolah Menengah Atas	2.500 tweets
	<b>Jumlah</b>	<b>7.500 tweets</b>

Data labeling dilakukan terhadap seluruh skenario jumlah dataset yang telah ditetapkan sehingga dapat dilihat pada tabel 5. Proses labeling menggunakan pretrained model mdhugol yang diunggah oleh pengguna dengan nama akahana di repository Indonesia-emotion-roberta. Text preprocessing yang dilakukan sebatas menghilangkan emoji tweet yang dapat membuat error pada saat pelabelan dilakukan. Contoh input sentimen dan juga hasil label pada tabel 5.

TABEL 5  
 LABELLING

Sebelum	Sesudah
['iya', 'kakak', 'sedih', 'banget', 'sekolah', 'dasar', 'kurikulum', '13', 'pakai', 'dinas', 'didik', 'nyediain', 'guru', 'sekolah', 'dasar', 'negeri', 'fasilitas', 'dinas', 'kakak', 'sekolah', 'dasar', 'aneh', 'nya', 'kurikulum', 'merdeka', 'buku', 'kakak']	Negatif
['lihat', 'kurikulum', 'merdeka', 'zaman', 'zonasi', 'bodoh', 'isi', 'sumpah', 'buku', 'minat', 'sekolah', 'dasar', 'nya', 'isi', 'campur', 'campur', 'mutu', 'haha', 'kunci', 'buku', 'paket', 'cari', 'internet', 'pulau', 'kacau', 'banget', 'haha']	Negatif

Tampilkan tabel dan diagram batang yang menunjukkan jumlah data untuk setiap label sentimen dalam dataset. Langkah pertama adalah mengimpor dataset ke dalam sebuah dataframe, kemudian mengelompokkan dataframe berdasarkan nilai pada kolom 'label' dan menghitung jumlah data untuk setiap label. Hasilnya disajikan dalam sebuah tabel yang mengurutkan label dari yang paling terbanyak hingga sampai yang paling sedikit, memberikan gambaran yang jelas tentang distribusi sentimen dalam dataset yang terdiri dari total 7.500 data. Selain itu, kami juga membuat diagram batang untuk visualisasi yang lebih intuitif tentang distribusi sentimen tersebut pada gambar 5.



**Gambar 5 Visualisasi Jumlah Setiap Label Dataset**

Setelah memberi label pada data, langkah selanjutnya adalah mewakili kata-kata dengan vektor. Ini dilakukan dengan memprediksi konteks kata target berdasarkan kata-kata di sekitarnya. Dengan cara ini, model mencoba memahami hubungan antara kata-kata dalam sebuah konteks linguistik, yang berguna dalam menyelesaikan masalah pemrosesan bahasa alami seperti analisis sentimen, klasifikasi teks, dan pencarian informasi pada gambar 6.

	vector
0	[[-0.34790611267089844, -0.2814314365386963, ...
1	[[-0.45612096786499023, -0.12545834481716156, ...
2	[[-0.23763954639434814, -0.30263566970825195, ...
3	[[-0.2978094518184662, -0.2282884567975998, -0...
4	[[-0.46749845147132874, -0.04394762963056564, ...
...	...
7495	[[-0.24142371118068695, -0.17794057726860046, ...
7496	[[-0.35661837458610535, -0.24367447197437286, ...
7497	[[-0.46749845147132874, -0.04394762963056564, ...
7498	[[-0.10663468390703201, -0.2958449125289917, -...
7499	[[-0.31672900915145874, -0.053693078458309174, ...

7500 rows x 1 columns

**Gambar 6 Word Vectors**

Tahapan selanjutnya melibatkan pembuatan sebuah model klasifikasi ulasan dengan algoritma Long Short-Term Memory. Vektor kalimat yang dihasilkan dari FastText akan digunakan sebagai input untuk model klasifikasi ini. Vektor ini efektif dalam merepresentasikan kalimat, memungkinkan proses konvolusi untuk dilakukan pada gambar 7.

```

Model: "sequential"
-----
Layer (type)                Output Shape          Param #
-----
embedding (Embedding)      (None, 100, 100)     560600
spatial_dropout1d (Spatial  (None, 100, 100)     0
Dropout1D)
lstm (LSTM)                 (None, 64)           42240
dense (Dense)               (None, 128)          8320
dense_1 (Dense)             (None, 3)            387
-----
Total params: 611547 (2.33 MB)
Trainable params: 611547 (2.33 MB)
Non-trainable params: 0 (0.00 Byte)
    
```

**Gambar 7 Ringkasan Model**

Uji coba dilakukan dengan 8 jenis perbandingan data skema pengujian yang berbeda-beda pada tiap model klasifikasi yang ada. Proses ini bertujuan untuk menilai dan membandingkan kinerja masing-masing model berdasarkan skema pengujian yang telah ditentukan pada tabel 6.

TABEL 6  
 SKENARIO UJI

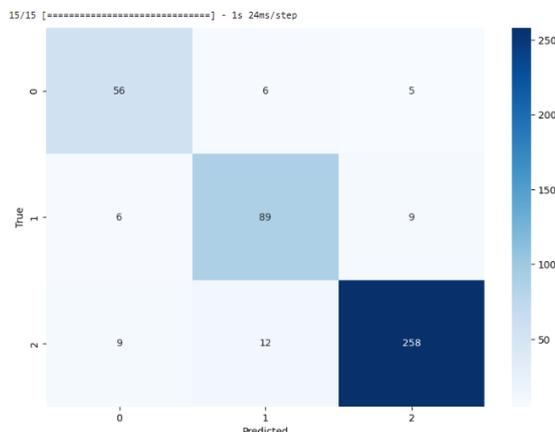
No	Jenis Skenario	Dataset	FastText Metode	Data Latih	Data Uji
1	Klasifikasi Long Short Term Memory	7.500 Data	Skip-gram	80%	20%
2				85%	15%
3			Continuous Bag Of Words	80%	20%
4				85%	15%
5		3.000 Data	Skip-gram	80%	20%
6				85%	15%
7			Continuous Bag Of Words	80%	20%
8				85%	15%

Hasil pengujian dilakukan pada delapan skenario yang berbeda, masing-masing dengan variasi karakteristik untuk menentukan performa terbaik dari setiap model. Setiap skenario diuji menggunakan sejumlah fitur yang berbeda untuk mengevaluasi dan membandingkan kinerja model secara menyeluruh pada tabel 7.

TABEL 7  
 SKENARIO UJI

Skenario	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
1	0.86	0.86	0.86	0.86
2	0.891	0.892	0.891	0.891
3	0.866	0.868	0.866	0.867
4	0.897	0.897	0.897	0.897
5	0.88	0.884	0.88	0.881
6	0.882	0.888	0.882	0.884
7	0.866	0.869	0.866	0.867
8	0.895	0.897	0.895	0.896

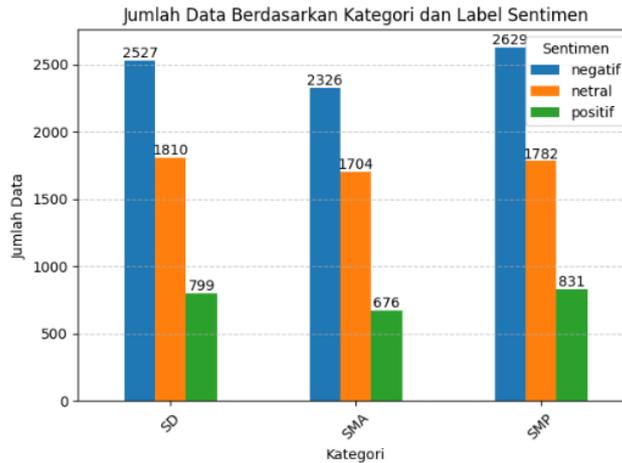
Hasil pengujian menunjukkan bahwa model klasifikasi Long Short-Term Memory (LSTM) mencapai kinerja tertinggi pada skenario 8, dengan akurasi, presisi, recall, dan skor F1 masing-masing mencapai 89,5%, 89,7%, 89,5%, dan 89,6%. Keunggulan ini dapat diatribusikan kepada penggunaan dataset sebesar 3.000 data dengan rasio pelatihan 85:15, yang memberikan cukup data untuk pelatihan yang efektif sambil tetap memungkinkan evaluasi yang representatif. Selain itu, penerapan teknik embedding Continuous Bag of Words (CBOW) membantu model dalam memahami konteks sekitar kata target dengan lebih baik, yang berkontribusi pada kinerja yang lebih baik dalam tugas klasifikasi teks. Kemampuan LSTM dalam menangani dependensi jangka panjang dan memori yang kuat terhadap informasi sekuensial juga berperan dalam meningkatkan konsistensi dan keunggulan model ini. Dalam penelitian sebelumnya hanya memiliki selisih kinerja sebesar relatif kecil. Dibandingkan dengan penelitian tersebut, hasil penelitian kami menunjukkan kinerja yang lebih tinggi dengan menggunakan model klasifikasi LSTM dipadukan dengan FastText dalam menganalisis sentimen.



Gambar 8 Confusion Matrix

Gambar 8 menunjukkan sebuah matriks kebingungan (confusion matrix) yang menggambarkan kinerja model klasifikasi pada tiga kelas. Matriks ini terdiri dari tiga baris dan tiga kolom, yang masing-masing mewakili kelas-kelas aktual dan prediksi. Diagonal utama menunjukkan jumlah prediksi yang benar untuk masing-masing kelas: 56 untuk kelas 0, 89 untuk kelas 1, dan 258 untuk kelas 2. Angka-angka di luar diagonal utama menunjukkan jumlah kesalahan prediksi, seperti 6 kasus kelas 0 yang diprediksi sebagai kelas 1, dan 9 kasus kelas 2 yang diprediksi sebagai kelas 1. Matriks ini membantu dalam mengevaluasi akurasi dan kesalahan dari model klasifikasi.

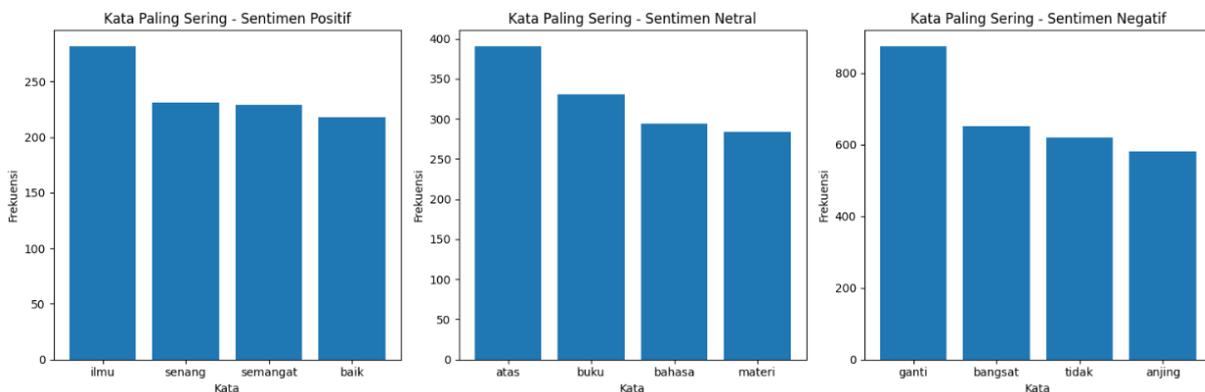
Dalam tahap berikutnya, perlu dikembangkan sebuah fungsi untuk dataset di setiap kategori. Fungsi klasifikasi ini akan menghasilkan keluaran berupa ringkasan mengenai jumlah data pada setiap label sentimen. Ringkasan ini dapat digunakan untuk memberikan gambaran sederhana mengenai hasil sentimen. Setiap kategori tersebut akan diimplementasikan pada model dengan performa terbaik. Pada gambar 9.



Gambar 9 Visualisasi Sentiment Kategori

Pada kategori penerapan Kurikulum Merdeka menunjukkan bahwa sentimen negatif lebih dominan dibandingkan dengan sentimen positif dan netral di setiap tingkat pendidikan. Sekolah Dasar memiliki jumlah sentimen negatif tertinggi dengan 2.527, diikuti oleh Sekolah Menengah Pertama dengan 2.629, dan Sekolah Menengah Atas dengan 2.326. Untuk sentimen netral, Sekolah Dasar memiliki jumlah terbanyak dengan 1.810, disusul oleh Sekolah Menengah Pertama dengan 1.782, dan Sekolah Menengah Atas dengan 1.704. Sedangkan untuk sentimen positif, Sekolah Dasar memiliki jumlah terbanyak dengan 799, diikuti oleh Sekolah Menengah Pertama dengan 831, dan Sekolah Menengah Atas dengan 676.

Secara keseluruhan, total sentimen negatif yang tercatat adalah 7.482, jauh lebih tinggi dibandingkan total sentimen netral dan positif, yang masing-masing adalah 5.296 dan 2.306. Ini mengindikasikan bahwa ada kecenderungan ketidakpuasan atau kritik yang lebih tinggi terhadap penerapan kurikulum tersebut di berbagai tingkat pendidikan.



Gambar 10 Visualisasi jenis-jenis komentar atau tanggapan yang mendominasi setiap sentiment.

Berdasarkan gambar 10 hasil analisis sentimen pada dataset, kata-kata yang paling sering muncul dalam kategori sentimen positif adalah "ilmu," "senang," "semangat," dan "baik," yang menunjukkan dominasi topik terkait pengetahuan, kebahagiaan, motivasi, dan kualitas baik. Dalam kategori sentimen netral, kata-kata seperti "atas," "buku," "bahasa," dan "materi" sering muncul, mencerminkan pembahasan yang lebih obyektif dan deskriptif.

Sedangkan pada kategori sentimen negatif, kata-kata seperti "ganti," "bangsat," "tidak," dan "anjing" mendominasi, menggambarkan ketidakpuasan, kemarahan, dan kekecewaan yang kuat. Analisis ini memberikan wawasan tentang pola penggunaan kata dalam berbagai sentimen pada dataset tersebut.

#### IV. KESIMPULAN

Penelitian ini memperlihatkan pendekatan yang inovatif dengan menerapkan algoritma FastText dan Long Short Term Memory (LSTM) secara bersamaan untuk menganalisis sentimen dari setiap kategori pada Kurikulum Merdeka. Melalui pengujian dengan berbagai skenario, skenario optimal diidentifikasi dengan menggunakan ekstraksi fitur Continuous Bag of Words (CBOW) dan pemisahan data menjadi 85% untuk pelatihan dan 15% untuk pengujian. Hasil pengujian menunjukkan tingkat akurasi sebesar 89,5%, presisi sebesar 89,7%, recall sebesar 89,5%, dan skor F1 sebesar 89,6%. Temuan ini menyoroti kecenderungan dominasi sentimen negatif dalam setiap kategori yang diamati selama proses implementasi Kurikulum Merdeka. Hal ini mengindikasikan beberapa tantangan atau hambatan dalam penerimaan dan implementasi kurikulum tersebut di berbagai lingkungan pendidikan. Analisis sentimen juga mengungkap kata-kata yang sering muncul dalam kategori positif ("ilmu," "senang," "semangat," "baik"), netral ("atas," "buku," "bahasa," "materi"), dan negatif ("ganti," "bangsat," "tidak," "anjing"), memberikan wawasan tentang respons terhadap Kurikulum Merdeka. Penelitian ini tidak hanya mengungkapkan potensi penggunaan gabungan algoritma dalam analisis sentimen, tetapi juga memberikan wawasan yang berharga tentang persepsi dan respons terhadap Kurikulum Merdeka. Pada penelitian berikutnya, perbaikan diperlukan untuk meningkatkan kualitas data dan hasil analisis sentimen. Ini termasuk penggunaan dataset yang lebih akurat, pembersihan data yang lebih menyeluruh untuk menghilangkan gangguan, dan pengambilan dataset sentimen dengan distribusi label yang seimbang. Dengan demikian, diharapkan penelitian selanjutnya dapat menghasilkan hasil yang lebih dapat diandalkan dan bermakna dalam memahami respons masyarakat terhadap isu-isu yang diteliti.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Rambung, O. S., Sion, Bungamawelona, Puang, Y. B., & Salenda, S. (2023). Transformasi Kebijakan Pendidikan Melalui Implementasi Kurikulum Merdeka Belajar. *Jurnal Ilmu Pendidikan*, 1(3), 598–612. <https://jip.joln.org/index.php/pendidikan/article/view/63>
- [2] Pristiwanti, D., Badariah, B., Hidayat, S., & Sari Dewi, R. (2022). Pengertian Pendidikan. *Jurnal Pendidikan Dan Konseling*, 4(6).
- [3] Kementerian Pendidikan Kebudayaan Riset dan Teknologi. (2024). Data Peserta Didik Semester 2023/2024 Genap. Direktorat Jenderal Pendidikan Anak Usia Dini, Pendidikan Dasar Dan Pendidikan Menengah. <https://dapo.kemdikbud.go.id/pd>
- [4] Zulaiha, S., Meldina, T., & Meisin. (2022). Problematika Guru dalam Menerapkan Kurikulum Merdeka Belajar. *Jurnal Pendidikan Dan Pembelajaran Dasar*, 9(2). <https://doi.org/10.3390/su12104306>
- [5] Annur, C. M. (2023, November 28). Ada 27 Juta Pengguna Twitter di Indonesia, Terbanyak ke-4 Global. *Databoks.Katadata.Co.Id*. <https://databoks.katadata.co.id/datapublish/2023/11/28/ada-27-juta-pengguna-twitter-di-indonesia-terbanyak-ke-4-global>
- [6] Prayudi, S., & Nasution, D. W. (2020). RAGAM BAHASA DALAM MEDIA SOSIAL TWITTER. *Jurnal Metamorfoza*, 8(2), 269.
- [7] Gunawan, Y., Young, J. C., & Rusli, A. (2021b). FastText Word Embedding and Random Forest Classifier for User Feedback Sentiment Classification in Bahasa Indonesia. *Ultimatics : Jurnal Teknik Informatika*, 13(2). <https://ejournals.umn.ac.id/index.php/TI/article/view/2124>
- [8] Siti Khomsah, Rima Dias Ramadhani, & Sena Wijaya. (2022). The Accuracy Comparison Between Word2Vec and FastText On Sentiment Analysis of Hotel Reviews. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 6(3), 352–358. <https://doi.org/10.29207/resti.v6i3.3711>
- [9] Rafael, R. Y., & Adikara, F. (2023). PENGIMPLEMENTASIAN ALGORITMA LONG SHORT-TERM MEMORY UNTUK MENDETEKSI UJARAN KEBENCIAN PADA APLIKASI TWITTER. *JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Pembelajaran Informatika)*, 8(2), 551–560. <https://doi.org/10.29100/jipi.v8i2.3490>
- [10] Widayat, W. (2021). Analisis Sentimen Movie Review menggunakan Word2Vec dan metode LSTM Deep Learning. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 5(3), 1018. <https://doi.org/10.30865/mib.v5i3.3111>
- [11] Isnain, A. R., Sulistiani, H., Hurohman, B. M., Nurkholis, A., & Styawati. (2022). Analisis Perbandingan Algoritma LSTM dan Naive Bayes untuk Analisis Sentimen. *Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika*, 8(2). <https://jurnal.untan.ac.id/index.php/jepin/article/view/54704>
- [12] Safira, A., & Hasan, F. N. (2023). ANALISIS SENTIMEN MASYARAKAT TERHADAP PAYLATER MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES CLASSIFIER. *Jurnal Sistem Informasi*, 5(1). <https://journal.unilak.ac.id/index.php/zn/article/view/12856>
- [13] Deolika, A., & Taufiq Luthfi, E. (2019). ANALISIS PEMBOBOTAN KATA PADA KLASIFIKASI TEXT MINING. *Jurnal Teknologi Informasi*, 3(2). <http://jurnal.una.ac.id/index.php/jurti/article/view/1077>
- [14] Hermawan, L., Ismiati, M. B., Bangau, J., 60, N., & Charitas, M. (2020). Pembelajaran Text Preprocessing berbasis Simulator Untuk Mata Kuliah Information Retrieval. *TRANSFORMATIKA*, 17(2), 188–199. <https://journals.usm.ac.id/index.php/transformatika/article/view/1705>
- [15] Gunawan, B., Sasty, H., #2, P., Eisyudha, E., & #3, P. (2018). Sistem Analisis Sentimen pada Ulasan Produk Menggunakan Metode Naive Bayes. *JEPIN (Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika)*, 4(2), 17–29. <https://jurnal.untan.ac.id/index.php/jepin/article/view/27526/75676579700>
- [16] Gunawan, Y., Young, J. C., & Rusli, A. (2021a). FastText Word Embedding and Random Forest Classifier for User Feedback Sentiment Classification in Bahasa Indonesia. *Ultimatics : Jurnal Teknik Informatika*, 13(2). <https://ejournals.umn.ac.id/index.php/TI/article/view/2124>
- [17] Nadia Puteri, F., & Sibaroni, Y. (2023). Hate Speech Detection in Indonesia Twitter Comments Using Convolutional Neural Network (CNN) and FastText Word Embedding. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 7(3), 1154–1161. <https://doi.org/10.30865/mib.v7i3.6401>
- [18] Merinda Lestandy, Abdurrahim Abdurrahim, & Lailis Syafa'ah. (2021). Analisis Sentimen Tweet Vaksin COVID-19 Menggunakan Recurrent Neural Network dan Naive Bayes. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 5(4), 802–808. <https://doi.org/10.29207/resti.v5i4.3308>
- [19] Nurvania, J., & Lhaksamana, K. M. (2021). Analisis Sentimen Pada Ulasan di TripAdvisor Menggunakan Metode Long Short-Term Memory (LSTM). *EProceedings of Engineering*, 8(4). <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/15240>
- [20] Pratiwi, B. P., & Handayani, A. S. (2020). Pengukuran Kinerja Sistem Kualitas Udara Dengan Teknologi WSN Menggunakan Confusion Matrix. *JURNAL INFORMATIKA UPGRIS*, 6(2). <https://journal.upgris.ac.id/index.php/JIU/article/view/6552>