

## **Analisis Sentimen Komentar *Youtube* Terhadap Ceramah Ning Umi Laila Sindir Rhoma Irama Menggunakan Algoritma LSTM**

**Septian Ade Putra<sup>1\*</sup>, Windu Gata<sup>2</sup>**

Ilmu Komputer, Universitas Nusa Mandiri, Jakarta, Indonesia  
 \*e-mail *Corresponding Author*: 14220026@nusamandiri.ac.id

### **Abstract**

*Indonesian people utilize social media such as YouTube not only for entertainment, but also as a medium for education and da'wah, similar to Nen Umi Laila. This research aims to analyze the sentiment towards Neng Umi Laila's video "Kepleset" Ghibahin Rhoma Irama using the LSTM algorithm. The data used are 1108 comments on the video. LSTM was chosen because of its accuracy and ability to handle small amounts of data. This research method is comparable to deep learning in terms of prediction accuracy. The original data set consisted of 805 comments from April 13 to 15, 2024, resulting in 1.108 comments after cleaning and preprocessing. The evaluation results show that the accuracy of managing YouTube comment data using the LSTM algorithm is 96%. Find and download a suitable dataset for the research topic from data repositories like Kaggle, UCI Machine Learning Repository, or Google Dataset Search.*

**Keyword:** *Sentiment Analysis; YouTube; Long short-term memory Algorithm*

### **Abstrak**

Masyarakat Indonesia memanfaatkan media sosial seperti *YouTube* tidak hanya untuk rekreasi dan sebagai media pendidikan dan dakwah, serupa dengan Nen Umi Laila. Tujuan penelitian ini adalah untuk menganalisis sentimen terhadap video Neng Umi Laila "Kepleset" Ghibahin Rhoma Irama menggunakan algoritma *Long short-term memory* (LSTM). Data yang digunakan adalah 1108 komentar pada video tersebut. LSTM dipilih karena keakuratan dan kemampuannya menangani data dalam jumlah kecil. Metode penelitian ini sebanding dengan *deep learning* dalam hal akurasi prediksi. Kumpulan data asli terdiri dari 805 komentar dari 13 hingga 15 April 2024, menghasilkan 1.108 komentar setelah pembersihan dan prapemrosesan. Hasil evaluasi menunjukkan akurasi pengelolaan data komentar *YouTube* menggunakan algoritma LSTM sebesar 96%.

**Kata kunci:** Analisis sentimen, YouTube, *Long Short-Term Memory*

### **1. Pendahuluan**

Di era teknologi modern, media sosial telah berkembang menjadi alat yang sangat penting bagi masyarakat untuk berkomunikasi dan mengekspresikan diri. Salah satu platform paling populer adalah *YouTube* yang memungkinkan pengguna mengomentari berbagai macam konten yang dipublikasikan. Analisis sentimen terhadap komentar *YouTube* memberikan wawasan berharga tentang bagaimana orang bereaksi terhadap berbagai topik seperti perdebatan dan perdebatan. Salah satu yang menyita perhatian publik adalah ucapan Nin Umi Raila yang mengolok-olok Roma Illama. Salah satu tokoh terbesar di dunia hiburan dan politik Indonesia, Roma Irama kerap menjadi sasaran kritik dan kontroversi. Untuk memahami bagaimana opini publik terbentuk dan berkembang di platform digital, penting untuk memahami reaksi masyarakat terhadap ujaran melalui analisis sentimen. Media sosial seperti *YouTube* telah menjadi wadah utama masyarakat dalam mengutarakan pendapatnya. Menurut laporan Tahun 2020, Hootsuite (*We Are Social*) menunjukkan bahwa *YouTube* adalah platform media sosial dengan jumlah pengguna terbesar. Digunakan di Indonesia, dengan 88% orang di negara itu menggunakannya. Namun, studi komprehensif tentang bagaimana komentar *YouTube* mencerminkan opini publik mengenai topik tertentu belum dilakukan. Ada kesenjangan antara ketersediaan data penjelasan yang kaya dan kurangnya pemahaman mendalam tentang emosi yang terlibat. Misalnya, analisis sentimen terhadap komentar yang muncul di *YouTube* tentang pidato Nin Umi Raila yang menyindir Roma

Irama dapat membantu kita memahami apakah orang mendukung atau menentang pidato tersebut dan tingkat emosi yang terkandung di dalamnya. Kesenjangan ini menimbulkan permasalahan dalam memahami secara tepat reaksi dan opini masyarakat terhadap tokoh kontroversial atau peristiwa tertentu di media sosial.

Pengguna media sosial sering berkomentar pada video *YouTube* yang menarik mereka. Karena mudahnya memposting pesan, opini, atau sentimen, media sosial memberikan informasi yang paling relevan dan terkini [2]. Komentar masyarakat ini dapat dikategorikan lebih lanjut, diamati tentang perasaan, dan dievaluasi berdasarkan bahasa yang digunakan. *Youtube* adalah platform yang mengumpulkan laporan video dengan pemakai aktif terbanyak. Pemakai dapat menambahkan viewer ke video, berkomunikasi dalam berbagai video, membagikan dislike atau like, dan berlangganan channel. [3] Analisis sentimen pada komentar membantu mengetahui pendapat publik tentang tayangan di media sosial *YouTube*. Analisis ini melihat orientasi sentimen dari korpus komentar tersebut, yang menunjukkan apakah pengguna menyatakan emosi positif, negatif, atau netral terhadap produk atau peristiwa [4]. Salah satu tugas dari model pembelajaran yang diawasi adalah mengklasifikasikan sesuatu menjadi lebih dari dua jenis kelas. Melakukan klasifikasi multikelas adalah salah satu metode yang dapat digunakan untuk menghasilkan polaritas sentimen [5]. *Recurrent Neural Network* (RNN), yang dikembangkan oleh Hochreiter dkk., adalah variasi dari *Memori Pendek Lama* [6].

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, Algoritma *long short-term memory* (LSTM), salah satu jenis, digunakan dalam penelitian ini algoritma dalam bidang kecerdasan buatan. LSTM dikembangkan sebagai varian *Recurrent Neural Network* (RNN) untuk mengatasi kelemahan RNN dalam menangani konteks temporal data teks. Algoritma ini memungkinkan analisis sentimen yang berfokus pada konteks temporal, sehingga menghasilkan hasil yang lebih akurat dan detail. Sebagai bagian dari penelitian, komentar dari video *YouTube* yang relevan dikumpulkan dan diproses menggunakan pemrosesan bahasa alami (NLP) dan teknik pembelajaran mendalam sekuensial. Penelitian ini memanfaatkan berbagai referensi ilmiah seperti jurnal dan buku yang mendukung metodologi yang digunakan, termasuk penelitian Hochreiter et al. (1997) mengembangkan LSTM untuk mengatasi kekurangan RNN [7].

Tujuan artikel ini adalah menggunakan model *deep learning* LSTM untuk menganalisis sentimen komentar *YouTube* terhadap ceramah Nin Umi Raila yang menyindir Roma Irama. Analisis ini bertujuan untuk memahami bagaimana reaksi orang terhadap ucapan dan apakah suasana hati yang dihasilkannya positif, negatif, atau netral. Keunggulan penelitian ini adalah memberikan wawasan lebih dalam mengenai opini masyarakat di media sosial, khususnya platform *YouTube*. Selain itu, hasil penelitian ini dapat digunakan untuk memahami pola dan tren sentimen publik terhadap tokoh kontroversial atau peristiwa tertentu, yang pada akhirnya membantu pembuat kebijakan, peneliti, dan profesional media untuk lebih memahami dan Membantu mengambil keputusan yang tepat.

## 2. Tinjauan Pustaka

Penelitian pertama membicarakan analisis sentimen menggunakan metode *Long ShortTerm Memory* (LSTM). Penelitian ini sebanding dengan penelitian yang melakukan analisis sentimen tweet mengenai *COVID-19* dengan menggunakan metode LSTM dan *Word Embedding*. Hasil penelitian menunjukkan akurasi metode LSTM sebesar 81%, akurasi RNN sebesar 74%, dan akurasi *Naïve Bayes* sebesar 71%, masing-masing [2].

Penelitian kedua yaitu Menggunakan Algoritma LSTM, Pengaruh Penghapusan dan *Stemming Stopword* Terhadap Performa Klasifikasi Teks Komentar Kebijakan New Normal Ditemukan. *Stopword removal* dan *stemming* memperoleh skor terbaik, dengan akurasi 0.82, keakuratan 0.83, keakuratan 0.81, dan recall 0.81, masing-masing. F1-Skor adalah 0.82 [17].

Penelitian ketiga yaitu dalam komentar YouTube tentang Resesi Global 2023, Analisis Sentimen dengan *Long Short-Term* (LSTM) dilakukan. Dengan membagi 500 data menjadi data uji dan data latih, LSTM menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 76% dan 90% dari data uji, masing-masing. [18].

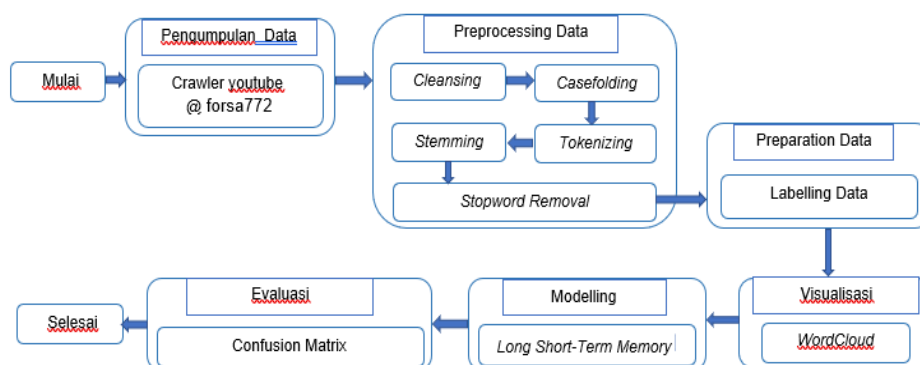
Penelitian keempat Analisis Sentimen Pengguna *YouTube* Mengenai *Analog Switch Off* Menggunakan *Word Embedding* dan Metode *Long Short-Term*. Sentimen di analisis menggunakan *Word2Vec word embedding*, dan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen. Hasil uji menunjukkan akurasi 92 persen, akurasi 92 persen, *recall* 92 persen, dan *f1-score* 92 persen [19].

Menurut temuan Dibandingkan dengan model lainnya, algoritma LSTM memiliki tingkat akurasi yang paling tinggi, menurut penelitian sebelumnya. Kelebihan LSTM dalam melakukan analisis sentimen termasuk kemampuan untuk mengingat informasi dari data yang telah diproses dan menggunakan kemampuan memori ini untuk memahami data input dengan lebih baik. Kemampuan memori LSTM adalah evolusi dari algoritma *Recurrent Neural Network* (RNN), yang digunakan untuk mengatasi masalah ketergantungan jangka panjang dalam mengingat data yang disimpan dalam waktu yang lama.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa dua penelitian tersebut kekurangan penelitian. Tidak ada permodelan topik yang mempelajari komentar masyarakat tentang infrastruktur jalan yang rusak di Lampung. Selain itu, tidak ada penelitian yang mempelajari bagaimana persepsi masyarakat tentang pengambilalihan jalan yang rusak di media sosial. Studi ini akan memeriksa kedua hal tersebut.

### 3. Metodologi

Gambar 1 menunjukkan alur pencarian melalui perencanaan diagram analisis sentimen.



Gambar 1. Tahapan Metode Penelitian

#### 3.1. Pengumpulan Data

Data komentar diambil dari akun youtube @forsa772 situs ini membagikan konten-konten kunjungan presiden ke berbagai daerah di Indonesia, dan menggunakan *YouTube Data APIv3* untuk mengakses data statistik seperti nama pengomentor, isi komentar, tanggal komentar, jumlah like, dan jumlah balasan komentar dari video. Ada 10814 baris data yang belum memiliki label yang dikumpulkan dari semua link komentar. Untuk mengumpulkan data, bahasa pemrograman *Python* yang dimodifikasi menggunakan *library Selenium Webdriver*.

#### 3.2. Preprocessing Data

Beberapa teknik pembersihan data telah digunakan dalam proses ini, seperti *Folding Case*, *Removing Symbol*, *Tokenization*, *Stemming*, dan *Removal StopWord*.

##### 3.2.1. Cleansing

Tujuan pembersihan dataset adalah untuk menyingkirkan tanda baca yang tidak penting, yang memungkinkan untuk menggabungkan pola yang mungkin [8].

##### 3.2.2. Case Folding

merupakan proses menyalarkasikan teks ke kalimat yang sudah ada dalam dataset. Data yang digunakan dalam penelitian ini akan dilipat menjadi huruf kecil, yang berarti mengubah semua teks dalam dataset menjadi huruf kecil [9].

##### 3.2.3. Removal Symbol

Merupakan prosedur untuk menghapus prefix atau simbol yang tidak berguna dari kalimat, seperti @ yang menunjukkan pengguna atau link *http://* [10].

##### 3.2.4. Tokenizing

Merupakan prosedur yang membedakan teks dari satu kalimat menggunakan spasi atau

simbol [11], sama seperti kalimat “pemimpin disana ngapain aja smpe mesti pusat turun kesana parah sih” menjadi *list* ['pemimpin', 'disana', 'ngapain', 'aja', 'smpe', 'mesti', 'pusat', 'turun', 'kesana', 'parah', 'sih'] yang awalnya terdiri dari satu kalimat lengkap menjadi satu kata per kata.

**3.2.5. Stemming**

Metode ini dapat mengubah sebuah kata menjadi kata dasar dengan menghilangkan imbuhan dari awalan dan akhiran [12].

**3.2.6. Stopword Removal**

Merupakan proses menghilangkan kalimat tambahan atau imbuhan dari kumpulan teks sambil mempertahankan maksud dan isi dari sentimen yang ada dalam teks [12].

**3.3. Labelling Data**

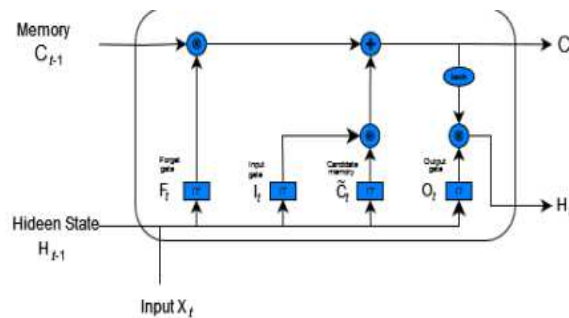
Dataset komentar YouTube dikategorikan ke dalam kategori yang diinginkan: Positif, Neutral, atau Negatif. Pelabelan ini didasarkan pada nilai susunan kalimat dalam dataset [13].

**3.4. Visualisasi**

Dalam penelitian ini, *WordCloud* digunakan untuk prosedur untuk menampilkan frekuensi kata dalam kumpulan data. *WordCloud* memungkinkan untuk menampilkan teks yang sering muncul dalam dataset karena jumlah kata yang muncul pada grafik kata meningkatkan ukuran visualnya [14].

**3.5. Modelling**

Dalam penelitian yang berkaitan Banyak algoritma digunakan dalam analisis sentimen. Dalam penelitian ini, algoritma *Long-Short Term Memory* (LSTM) akan digunakan. LSTM adalah turunan dari *Recurrent Neural Network* (RNN) dan diciptakan untuk mengolah data *sequence*. Untuk mengatasi masalah gradien pada RNN ketika terjadi vanishing dan exploding gradien, LSTM dibuat [9], [15].



Gambar 2. Model Long-Short Term Memory

**3.6. Evaluasi**

Untuk mengetahui tingkat ketercapaian sebuah model, proses prediksi dapat melakukan pengukuran. Dalam hal ini, saat proses latihan dilakukan, akan dihasilkan akurasi untuk dataset secara keseluruhan. Persamaan 1 menggunakan tiga kategori akurasi: positif, neutral, dan negatif. Dalam hal ini, TP adalah Nilai Positif Asli, TNt adalah Nilai Neutral Asli, dan TNg adalah Nilai Negatif Asli. Selain itu, FP1 adalah Nilai Positif Palsu 1, FP2 adalah Nilai Positif Palsu 2, FNg1 adalah Nilai Negatif Palsu 1, FNg2 adalah Nilai Negatif Palsu 2, dan FNT1 adalah Nilai Negatif Palsu 1, dan FNT2 adalah Nilai Negatif Palsu 2 [16].

$$Accuracy = \frac{TP+TNt+TNg}{TP+FP1+FP2 +TNt+FNt1+FNt2+TNg+TNg1+TNg2} \dots\dots\dots(1)$$

Persamaan 2 juga mencakup evaluasi peluang kelas positif atau benar dengan nilai yang tepat. Selain itu, persamaan 3 dan 4 menampilkan hasil hitung rata-rata makro dan rata-rata berat.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \dots\dots\dots (2)$$

$$\text{Macro Av} = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{TP}{TP+FN}}{l} \dots\dots\dots (3)$$

$$\text{Weighted Av} = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{TP}{TP+FN+ni}}{l} \dots\dots\dots(4)$$

Persamaan 5 digunakan untuk mengukur presisi dan ketepatan prediksi pada nilai benar, meskipun data yang digunakan telah dimasukkan ke dalam kelas yang positif atau benar.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \dots\dots\dots(5)$$

Menurut persamaan 6, skor F1 adalah metrik evaluasi yang digunakan untuk mengevaluasi keseimbangan antara *precision* dan *recall*. Jika digabungkan dengan performa *precision* dan *recall*, skor F1 menunjukkan seberapa optimal model yang digunakan. Sebagai contoh, persamaan skor f1 adalah sebagai berikut:

$$F1 - score = \frac{2*Recall*Precision}{Recall+Precision} \dots\dots (6)$$

Untuk prediksi klasifikasi klasifikasi aktual, persamaan 7, 8 dan 9 adalah metrik evaluasi [16]. digunakan untuk mengevaluasi seberapa baik model klasifikasi menemukan ambang batas (ambang batas) pada berbagai tingkat tanpa mempertimbangkan pilihan ambang batas tertentu.

$$TPR = \frac{TP}{TP+FN1} \tag{7}$$

$$FPR = \frac{FP1}{TN+TN1+TN2} \tag{8}$$

$$AUC = \frac{TPR+(1-FPR)}{2} \tag{9}$$

## 4. Hasil dan Pembahasan

### 4.1. Crawling Data

Data yang dikumpulkan dari akun YouTube @forsa772 mencakup 815 komentar dari video yang berkaitan dengan Neng Umi Laila "Kepleset" Ghibahin Rhoma Irama.

	tanggal	nama	komentar	suka
0	2024-05-05T14:02:01Z	@AmirRudin-gz9xp	Si umi lagi cari panggung yang lebih besar de...	0
1	2024-05-05T05:32:56Z	@BocilAsamSulfat	CONTOH DAJJAL BETINA !!	0
2	2024-05-05T01:14:37Z	@kuoghfdhkgtdfhfhg	Jangan tinggi tinggi sekolah kalau nggk ada ada...	1
3	2024-05-04T11:30:50Z	@TuriminO3-mo7sj	Assalamualaikum warahmatullahi wabarokatuh. Bo...	0
4	2024-05-04T09:52:58Z	@khairish	ingin naik dengan cara menginjak org lain.hati...	0
...	...	...	...	...
810	2024-04-13T08:09:31Z	@sisnanikkinansis9728	Lha iya tha gidhok eh deweh manggul bolot thok...	0
811	2024-04-13T08:13:39Z	@adonsadono3595	@@sisnanikkinansis9728 ciiiiee goblok loe mala...	0
812	2024-04-13T08:19:13Z	@dedyahmad4796	@@sisnanikkinansis9728rungkno kupingmu cok....	0
813	2024-04-13T09:34:16Z	@yantoforsaboyolali4281	Hadeeeh si lela...	0
814	2024-04-13T07:18:34Z	@bukalinibuk8042	Ini bukan pengajian bukan ceramah tapi gibah g...	0

815 rows x 4 columns

Gambar 3. Hasil Crawling Data

### 4.2. Preprocessing Data

Pra-pemrosesan teks, juga disebut teks *preprocessing*, adalah proses membersihkan data sebelum diproses lebih lanjut. Pada fase ini, ada lima prosedur yang termasuk.

Tabel 1. Hasil Processing Data

Preprocessing	Input	Output
Cleaning	Mulut mu jaga itu lailah ....anak bau kencur ...di suruh ceramah ya gini....yg ngundang dia untuk ceramah orang bodoh ....lailah ini kemungkinan ga di ajarkan akhlak	Mulut mu jaga itu lailah anak bau kencur di suruh ceramah ya giniyg ngundang dia untuk ceramah orang bodoh lailah ini kemungkinan ga di ajarkan akhlak
CaseFolding	Mulut mu jaga itu lailah anak bau kencur di suruh ceramah ya giniyg ngundang dia untuk ceramah orang bodoh lailah ini kemungkinan ga di ajarkan akhlak	mulut mu jaga itu lailah anak bau kencur di suruh ceramah ya giniyg ngundang dia untuk ceramah orang bodoh lailah ini kemungkinan ga di ajarkan akhlak
Tokenizing	mulut mu jaga itu lailah anak bau kencur di suruh ceramah ya giniyg ngundang dia untuk ceramah orang bodoh lailah ini kemungkinan ga di ajarkan akhlak	['mulut', 'mu', 'jaga', 'itu', 'lailah', 'anak', 'bau', 'kencur', 'di', 'suruh', 'ceramah', 'ya', 'giniyg', 'ngundan g', 'dia', 'untuk', 'ceramah', 'orang', 'bodoh', 'lailah', 'ini', 'kemungkinan', 'ga', 'di', 'ajarkan', 'akhlak']
Stemming	['mulut', 'mu', 'jaga', 'itu', 'lailah', 'anak', 'bau', 'kencur', 'di', 'suruh', 'ceramah', 'ya', 'giniyg', 'ngundang', 'dia', 'untuk', 'ceramah', 'orang', 'bodoh', 'lailah', 'ini', 'kemungkinan', 'ga', 'di', 'ajarkan', 'akhlak']	['mulut', 'mu', 'jaga', 'itu', 'lailah', 'anak', 'bau', 'kencur', 'di', 'suruh', 'ceramah', 'ya', 'giniyg', 'ngundang', 'dia', 'untuk', 'ceramah', 'orang', 'bodoh', 'lailah', 'ini', 'mungkin', 'ga', 'di', 'ajar', 'akhlak']
Stopword Removal	['mulut', 'mu', 'jaga', 'itu', 'lailah', 'anak', 'bau', 'kencur', 'di', 'suruh', 'ceramah', 'ya', 'giniyg', 'ngundang', 'dia', 'untuk', 'ceramah', 'orang', 'bodoh', 'lailah', 'ga', 'di', 'ajarkan', 'akhlak']	mulut mu jaga lailah anak bau kencur suruh ceramah ya giniyg ngundang ceramah orang bodoh lailah ga ajarkan akhlak

ilah', 'ini', 'mungkin', 'ga', 'di', 'ajar', 'a  
khlak']

#### 4.3. Labelling Data

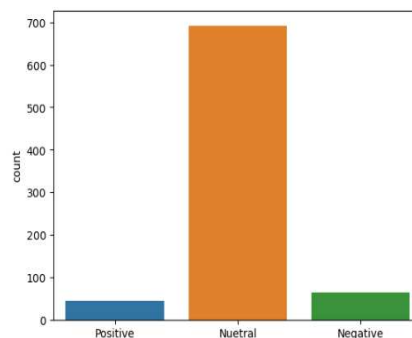
Proses Labeling memberikan label pada berita yang telah dikumpulkan dan disimpan pada komentar\_youtube.csv. Tabel 6 menunjukkan contoh proses labeling data.

Tabel 2. Hasil Labelling Data

Text	Label
penceramah abal abal nyindir pribadi orang emang pinter dg rhoma irama penceramah ingusan kemarin sore macem macem hah	Positive
pendawah ngomogin aib orang sok suci lo	Negative
mulut mu jaga lailah anak bau kencur suruh ceramah ya giniyg ngundang ceramah orang bodoh lailah ga ajarkan akhlak	Nuetral

#### 4.4. Ekstrasi Sentimen

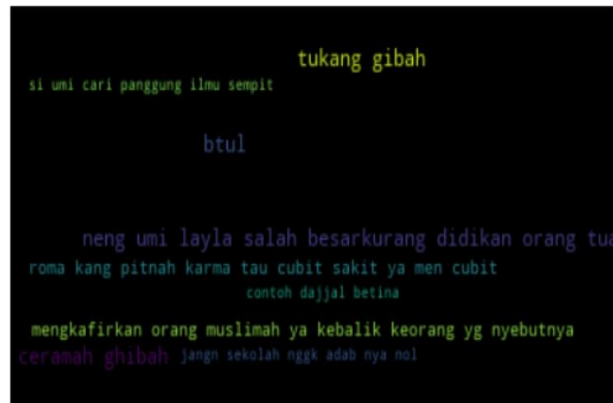
Prapemrosesan teks melibatkan pembersihan data. Data ini berisi komentar yang diberikan oleh pemirsa video *YouTube* Anda. Komentar positif, netral, dan negatif adalah tiga kategori komentar. Data ini terdiri dari 805 komentar pada video *YouTube* yang berkaitan dengan Neng Umi Laila "Kepleset" Ghibahin Rhoma Irama. Komentar tersebut terdiri dari 55 komentar positif (6%), 550 komentar cnetral (27%), dan 200 komentar negatif (15%).



Gambar 4. Prosentase Kemunculan Sentimen

#### 4.5. Wordcloud

Studi ini juga menemukan topik atau kata yang paling sering muncul dalam dataset komentar *YouTube*. Gambar 5 menunjukkan gambaran wordcloud dari data teks komentar secara keseluruhan.



Gambar 5. Wordcloud

#### 4.6. Kaslifikasi

Berikut ini gambaran hasil dari *Precision*, dan *Recall*, *F1-Score*, *AUC* dari klasifikasi:

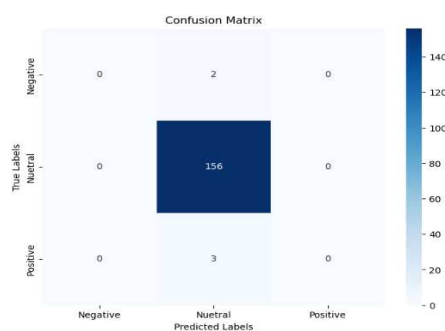
Classification Report:

	precision	recall	f1-score	support
Negative	0.00	0.00	0.00	2
Nuetral	0.97	1.00	0.98	156
Positive	0.00	0.00	0.00	3
accuracy			0.97	161
macro avg	0.32	0.33	0.33	161
weighted avg	0.94	0.97	0.95	161

Gambar 6. Hasil Klasifikasi

#### 4.7. Evaluasi

Hasil *confusion matrix* positif, negatif, dan neutral didapatkan selama proses latihan data, seperti yang ditunjukkan pada gambar 5.



Gambar 5. Confusion Matrix

Menurut tiga eksperimen di atas, eksperimen ketiga menghasilkan nilai akurasi tertinggi, yaitu 96%, dibandingkan dengan eksperimen lain. Ini juga didukung oleh perhitungan untuk menemukan nilai akurasi yang didasarkan pada rumus 1:

$$Accuracy = \frac{3 + 15 + 69}{3 + 1 + 0 + 3 + 15 + 7 + 0 + 2 + 69} \times 100\%$$

Maka didapatkanlah nilai accuracy sebesar 96 %

Beberapa penelitian sebelumnya, seperti yang dilakukan [3] dalam " Analisis sentimen komentar *YouTube* terhadap Anies Baswedan menggunakan teknik klasifikasi *Naive Bayes*" menunjukkan bahwa metode klasifikasi tradisional dapat memiliki keterbatasan dalam membedakan antara kelas yang mirip. Hasil ini mendukung temuan mereka bahwa model sering mengalami kesulitan dalam membedakan kelas sentimen yang berdekatan. [16] dalam surveinya tentang analisis sentimen di media sosial juga menyebutkan bahwa klasifikasi sentimen dengan data tidak seimbang sering mengarah pada dominasi prediksi di kelas mayoritas, seperti yang terlihat dalam hasil model ini yang mendominasi kelas "Neutral". Penelitian bertentangan oleh [5] mengenai "Long short-term memory" menunjukkan efektivitas LSTM dalam menangani masalah klasifikasi dengan data sekuensial. Hasil ini bertentangan dengan penelitian tersebut karena model saat ini tidak berhasil mengklasifikasikan kelas sentimen dengan baik, terutama pada kelas "Negative" dan "Positive". Temuan baru bahwa model cenderung mengklasifikasikan semua kelas sebagai "Neutral" bisa jadi merupakan hasil baru dalam konteks spesifik dataset yang digunakan dalam penelitian ini. Hal ini menunjukkan bahwa ada kemungkinan besar ketidakseimbangan data atau kurangnya fitur pembeda yang kuat antara kelas "Negative" dan "Positive".

## 5. Simpulan

Penelitian ini menemukan bahwa analisis sentimen yang dilakukan pada komentar YouTube mengenai Neng Umi Laila "Kepleset" Ghibahin Rhoma Irama memiliki nilai akurasi sebesar 96%. Hasil ini menunjukkan bahwa algoritma naive Bayes berfungsi dengan baik untuk menganalisis sentimen pada komentar *YouTube*. Penelitian ini menunjukkan bahwa penelitian tambahan akan dilakukan tentang komentar YouTube Ustadz Abdul Somad dengan pendekatan yang berbeda, yang diharapkan akan memberikan tingkat akurasi yang lebih tinggi. Dengan demikian, analisis sentimen ini dapat memberikan informasi tentang tanggapan masyarakat terhadap video Neng Umi Laila "Kepleset" Ghibahin Rhoma Irama. Hasil ini dapat digunakan sebagai inspirasi untuk terus memproduksi video terbaik untuk masyarakat.

## Daftar Referensi

- [1] M. R. Arjunanto and S. Waluyo, "Analisis Sentimen pada Media Sosial Twitter terhadap Infrastruktur Jalan di Lampung menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor," in *Prosiding Seminar Nasional Mahasiswa Fakultas Teknologi Informasi (SENAFTI)*, vol. 2, no. 2, pp. 135-144, 2023.
- [2] M. Z. Rahman, Y. A. Sari, and N. Yudistira, "Analisis Sentimen Tweet COVID-19 menggunakan Word Embedding dan Metode Long Short-Term Memory (LSTM)," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 11, pp. 5120-5127, 2021.
- [3] C. A. Misrun, et al., "Analisis sentimen komentar youtube terhadap Anies Baswedan sebagai bakal calon presiden 2024 menggunakan metode naive bayes classifier," *Jurnal Coscitech (Computer Science and Information Technology)*, vol. 4, no. 1, pp. 207-215, 2023
- [4] M. A. Nurrohmat and A. SN, "Sentimen Analysis of Novel Review Using Long Short-Term Memory Method," *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, vol. 13, no.3, p.209, 2019, doi: 10.22146/ijccs.41236.
- [5] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "*Long short-term memory*," *Neural Computation*, vol. 9, no.8, pp.1735-1780, 1997.
- [6] S. Muzaffar and A. Afshari, "*Short-term load forecasts using LSTM networks*," *Energy Procedia*, vol.158, pp. 2922-2927, 2019.
- [7] C. Zai, "*Implementasi Data Mining Sebagai Pengolahan Data*," *Jurnal Portal Data*, vol. 2, no. 3, pp. 46-55, 2022.
- [8] F. Pramono, D. Rosiyadi, and W. Gata, "*Integrasi N-gram, Information Gain, Particle Swarm Optimization di Naïve Bayes untuk Optimasi Sentimen Google Classroom*," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, vol. 3, no. 3, pp. 383-388, 2019.
- [9] M. A. Nurrohmat and S. N. Azhari, "Sentiment analysis of novel review using long short-term memory method," *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, vol.

- 13, no. 3, pp. 209-218, 2019.
- [10] A. R. A. Anisa, "Analisis Part Of Speech Tagging Bahasa Indonesia Dalam Swamedikasi Dialog Interactive Question Answering Menggunakan Metode HMM," *Jurnal Teknologi Pinter*, vol. 2, no.10, pp. 69-78, 2022.
- [11] C. A. Misrun, et al., "Analisis sentimen komentar youtube terhadap Anies Baswedan sebagai bakal calon presiden 2024 menggunakan metode naive bayes classifier," *Jurnal Coscitech (Computer Science and Information Technology)*, vol. 4, no. 1, pp. 207-215, 2023.
- [12] W.Saefudin, A. Komarudin, and R. Ilyas, "Visualisasi Kumpulan Berita Dalam Bentuk Peta Digital Dengan Metode Term Frequency-Inverse Document Frequency dan Gazetteer," *Seminar Nasional Sains dan Teknologi Informasi (SENSASI)*, vol. 2, no. 1, pp. 117-126, 2019.
- [13] M. F. Rizkilloh and S. Widiyanesti, "Prediksi Harga Cryptocurrency Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory (LSTM)," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 6, no.1, pp. 25-31, 2022.
- [14] K. S. Nugroho, I. Akbar, and A. N. Suksmawati, "Deteksi Depresi dan Kecemasan Pengguna Twitter Menggunakan Bidirectional LSTM," *arXiv preprint arXiv:2301.04521*, 2023.
- [15] A. E. Augustia, et al., "Analisis Sentimen Omnibus Law Pada Twitter Dengan Algoritma Klasifikasi Berbasis Particle Swarm Optimization," *Paradigma*, vol. 23, no. 2, pp. 158-166, 2021.
- [16] Y. Liu, et al., "Roberta: A robustly optimized bert pretraining approach," *arXiv preprint arXiv:1907.11692*, 2019.
- [17] A. Santosa, I. Purnamasari, and R. Mayasari, "Pengaruh Stopword Removal dan Stemming Terhadap Performa Klasifikasi Teks Komentar Kebijakan New Normal Menggunakan Algoritma LSTM," *J-SAKTI (Jurnal Sains Komputer dan Informatika)*, vol. 6, no. 1, pp. 81-93, 2022.
- [18] A. Hendrawan, 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, 2024.