

## Analisis Sentimen Mobil Listrik di Indonesia Menggunakan Long-Short Term Memory (LSTM)

Adika Sri Widagdo<sup>1</sup>, Ardiansyah<sup>2</sup>, Krisna Nuresa Qodri<sup>3</sup>, Fachruddin Edi Nugroho S<sup>4</sup>, Nisrina Akbar Rizky P<sup>5</sup>  
<sup>1,2,3,4,5</sup>Teknologi Informasi, Fakultas Kesehatan Dan Teknologi, Universitas Muhammadiyah Klaten  
<sup>1</sup>adikasw@umkla.ac.id \*, <sup>2</sup>ardiansyah@umkla.ac.id, <sup>3</sup>krisna@umkla.ac.id <sup>4</sup> fachruddinedi@umkla.ac.id, <sup>5</sup>nisrinaakbar@umkla.ac.id

### Abstract

*The innovation of car engines was marked by the emergence of hybrid technology. These vehicles are generally known as Hybrid Electric Vehicles (HEVs). Then, fully electric vehicles or EVs or Electric Vehicles emerged. Although this technology is considered environmentally friendly, on the other hand, not all elements of society can accept the existence of electric vehicles. The pros and cons of the transition from conventional engine cars to electric cars are the focus of researchers. By utilizing sentiment analysis, which is a branch of Natural Language Processing (NLP), to analyze the aspects that make people pro or con the emergence of environmentally friendly vehicles. The data collection in this study was taken from YouTube comments in the form of Indonesian text data, using the Python programming language and Long-Short Term Memory (LSTM) as a public opinion analysis algorithm. The dataset was divided into training and test data with a ratio of 67:33. The research results showed that the model can be used on Indonesian text data well. Then, for the test data process, the accuracy was 63%, then macro avg precision 62%, macro avg recall 60%, macro avg f1-score 60%, weighted avg precision 62%, weighted avg recall 63%, weighted avg f1-score 62%, roc\_auc 81%. In this study, also shows that the topic of discussion "price" often appears in all classes. However, negative sentiment is more than other sentiment classes, one of which needs to be considered by stakeholders regarding the price suitable for the Indonesian market.*

Keywords: LSTM, Sentiment Analysis, Electric Car, Electric Vehicle, Analysis Sentiment, Youtube

### Abstrak

Inovasi mesin mobil ditandai dengan munculnya mesin berteknologi hybrid. Pada umumnya kendaraan tersebut dikenal dengan sebutan Hybrid Electric Vehicle (HEV). Kemudian muncul mobil sepenuhnya dengan mesin penggerak motor listrik atau Electric Vehicle (EV). Meskipun teknologi tersebut dinilai ramah lingkungan, disisi lain tidak semua elemen masyarakat dapat menerima adanya mobil listrik, pro dan kontra adanya transisi mobil mesin konvensional ke mobil listrik yang menjadi fokus dari peneliti. Dengan memanfaatkan sentimen analisis yang merupakan rumpun keilmuan Natural Language Processing (NLP) untuk menganalisa aspek apa saja yang membuat masyarakat pro atau kontra terhadap kemunculan kendaraan ramah lingkungan. Pengumpulan data pada penelitian ini mengambil dari komentar youtube berupa data teks berbahasa indonesia yang dilakukan dengan menggunakan bahasa pemrograman Python serta Long-Short Term Memory (LSTM) sebagai algoritma analisa opini masyarakat. Dataset dibagi menjadi data latih dan data tes dengan rasio 67 : 33, hasil penelitian menunjukkan bahwa model dapat di gunakan pada data teks bahasa indonesia dengan baik. Kemudian untuk proses data tes akurasi 63%, kemudian macro avg precision 62%, macro avg recall 60%, macro avg f1-score 60%, weighted avg precision 62%, weighted avg recall 63%, weighted avg f1-score 62%, roc\_auc 81%. Pada penelitian ini juga dapat dilihat topik pembahasan "harga" sering muncul di semua kelas. Namun demikian, sentimen negative lebih banyak daripada kelas sentimen yang lain, salah satunya perlu diperhatikan untuk stakeholder terkait harga yang cocok untuk pasar Indonesia.

Kata kunci: LSTM, Analisis Sentimen, Mobil Listrik, Kendaraan Listrik, Sentimen Analisis, Youtube

©This work is licensed under a Creative Commons Attribution - ShareAlike 4.0 International License

### 1. Pendahuluan

Pada tahun 1891 John W. Lambert menjadi penemu mobil dengan berbahan bakar bensin pertama yang kemudian menjadi salah satu mesin penggerak yang banyak digunakan dengan memanfaatkan energi kalor yang berasal dari proses pembakaran minyak menjadi energi mekanik [1]. Mobil tentu tidak bisa lepas dari industri otomotif, saat ini berbagai macam jenis mobil sangat mudah dijumpai dengan keunggulan dari masing-masing *brand*, mulai dari keunggulan dari sisi fitur, harga hingga performa mesin. Tingkat pemakaian kendaraan berbahan bakar minyak yang tinggi berbanding lurus dengan meningkatnya tingkat polusi

udara yang disebabkan oleh emisi gas buang [2]. Hingga muncul sebuah gagasan berupa inovasi mesin mobil ramah lingkungan yang menjawab keresahan masyarakat ditengah kesadaran terkait pencemaran udara makin yang semakin kuat. Berjalannya waktu mesin mobil mengalami perkembangan yang signifikan, tidak hanya berbahan bakar minyak namun mulai muncul mesin mobil dengan teknologi *hybrid* [3].

Teknologi *hybrid* menjadi alternatif yang menarik karena mampu mengkombinasikan motor bakar dengan motor listrik. Cara kerja sistem *hybrid* pada mesin mobil menggunakan prinsip *regenerative* isi ulang

(*recharging*) pada saat kendaraan sedang beroperasi. Mobil dengan mesin *hybrid* umumnya dikenal dengan nama HEV (*Hybrid Electric Vehicle*) [4]. Berbeda mobil dengan penggerak motor listrik yang dimana sepenuhnya menggunakan tenaga listrik jika daya listrik habis maka harus di *charge* [5]. Pada tahun 2019 dalam *event* Indonesia International Motor Show (IIMS) mobil listrik mulai dikenalkan di Indonesia.

Mobil listrik pertama muncul pada tahun akhir 1832 di Amerika, namun popularitasnya menurun dikarenakan mobil dengan menggunakan motor bakar semakin berkembang dan diiringi dengan harga yang semakin terjangkau. Tahun 2000-an industri otomotif mulai menaruh perhatian serius untuk pengembangan mobil listrik [6]. Penggunaan energi listrik dalam mesin mobil dinilai lebih ramah lingkungan [7]. Proses transisi mobil dengan mesin bakar ke mesin listrik di Indonesia tentu menimbulkan pro dan kontra di masyarakat, ada yang menyambut baik karena mobil listrik dinilai ramah lingkungan. Namun disisi lain Indonesia saat ini masih dalam tahap pembangunan infrastruktur station charging yang bertujuan untuk mendukung kehandalan penggunaan kendaraan listrik [8]. Selain itu perlu diperhatikan juga aspek kesiapan peningkatan permintaan energi listrik dimasa mendatang [9]. Diperlukan sebuah analisa mengingat respon masyarakat yang cukup variatif terkait mobil listrik [10].

Berdasarkan pemaparan permasalahan terkait mobil listrik dan dipadukan dengan memanfaatkan data komentar pengguna youtube dapat diangkat menjadi sebuah penelitian analisis sentimen. Data opini masyarakat pada komentar youtube perlu dilakukan penyortiran karena tidak semua data yang diambil bisa dilakukan analisa dengan tujuan untuk menghasilkan informasi dengan berdasarkan kategori positif, negatif dan netral [11].

Pada penelitian Alghifardi dkk [12] mengangkat tema tentang tingkat kepuasan pelanggan terhadap Grab Indonesia. Sektor utama bisnis Grab Indonesia adalah pelayanan, saat ini sudah memiliki banyak pelanggan di Indonesia, dalam pelaksanaannya tingkat kepuasan pelanggan dapat berbeda-beda pada pelayanan yang diberikan, sehingga memerlukan kritik dan saran untuk mengetahui tingkat kepuasan pelanggan. Salah satu pendekatan yang digunakan adalah menggunakan LSTM yang merupakan pengembangan dari RNN, namun LSTM memiliki kelemahan yaitu hanya mampu menerima informasi dari satu arah. Bidirectional LSTM (BiLSTM) merupakan metode LSTM yang sudah mengalami perkembangan dimana dapat menerima informasi dari dua arah. Dalam penelitian yang membahas tingkat kepuasan pelanggan Grab menggunakan jumlah data dengan total 5000 *tweet* bahasa indonesia Indonesia mendapatkan hasil akurasi 91% dan training loss 28%. Pada penelitian yang ingin dilakukan oleh peneliti akan menggunakan model LSTM, dengan pertimbangan jumlah data yang bisa dibilang sama apakah akan mendapatkan hasil akurasi

yang lebih baik atau tidak, kelemahan BiLSTM akan bekerja optimal dengan menggunakan jumlah data yang besar untuk terhindar dari *overfitting*.

Penelitian lain yang dilakukan Isnain dkk [13] tentang kebijakan new normal yang disampaikan pemerintah yang mengizinkan masyarakat dapat beraktifitas normal atau seperti biasanya ditengah pandemi Covid-19. Kebijakan ini tentu mendapatkan pro dan kontra baik secara langsung maupun melalui sosial media, salah satunya twitter. Banyak yang menanggapi melalui tweet terkait kebijakan ini yang dimana dikeluarkan pada saat pandemi masih berlangsung namun dengan catatan tetap mentaati protokol kesehatan. Untuk itu diperlukan pemrosesan teks dari twitter dalam bentuk text processing. Peneliti melakukan analisa sentimen dengan membandingkan performa algoritma LSTM dan Naïve Bayes. Pada penelitian ini dihasilkan performa dari kedua algoritma yaitu LSTM menghasilkan nilai akurasi, presisi dan recall sebesar 83,33%. Dan untuk Naïve Bayes menghasilkan nilai akurasi, presisi dan recall sebesar 82%.

Penelitian Arisandi dkk [14] melakukan penelitian terkait sentimen Cryptocurrency pada sosial media, pada penelitian ini menggunakan tweet positif dan negatif pada twitter. Peneliti mengangkat tema penelitian ini karena keunikan dari bitcoin sebagai salah satu mata uang elektronik yang desentralisasi (tidak terpusat) dan tidak diatur oleh otoritas pusat. Pada penelitian ini menggunakan model LSTM yang dapat memprediksi harga bitcoin pada hari berikutnya dengan mempertimbangkan historis harga dan skor sentimen positif dan negatif. Dalam penelitian ini memerlukan parameter yang tepat supaya mendapatkan prediksi yang akurat. Didapatkan hasil penelitian ini nantinya sistem dibangun lebih baik lagi, selanjutnya dilakukan evaluasi RMSE dan didapatkan nilai 335.201882 dengan epoch 10. Performa model semakin baik jika nilai RMSE semakin kecil. Pada penelitian yang akan dilakukan, memiliki kesamaan yaitu mencari pro dan kontra masyarakat pada suatu topik, kemudian pada penelitian yang akan dilakukan hanya menggunakan satu model saja yaitu LSTM.

Penelitian dari Rahman dkk [15] mengangkat tema kebijakan pemerintah terkait karantina pada pandemi covid 19. Berbagai respon masyarakat muncul terhadap kebijakan ini, kebijakan karantina dikeluarkan untuk membatasi penyebaran virus covid 19 agar dapat ditekan, terjadi pro dan kontra terkait kebijakan ini, karena masyarakat dirugikan dengan terbatasnya ruang gerak. Tanggapan masyarakat terkait kebijakan ini dapat dilihat dalam postingan sosial media, salah satunya twitter. Maka dari itu diperlukan analisa sentimen terhadap tweet yang terkait dengan kebijakan pembatasan aktivitas terhadap masyarakat atau karantina apakah lebih banyak respon positif ataupun lebih banyak negatif. Proses analisa menggunakan metode deep learning yaitu dengan menggunakan algoritma Long-Short Term Memory (LSTM) dengan

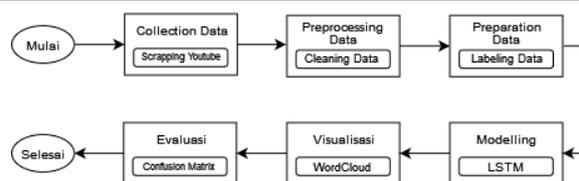
total 1364 data tweet dengan penambahan Word Embedding dengan melakukan proses crawling secara mandiri. Dengan algoritma LSTM dihasilkan 81% accuracy, 80% precision, 80% recall dan 81% f-measure. Algoritma LSTM memiliki kinerja lebih baik dibandingkan dengan 2 metode lainnya yaitu RNN dan naïve bayes dengan terpaut selisih +8%, perincian 74% akurasi, 72% presisi, 74% recall dan f-measure 69%, sedangkan untuk RNN 71% akurasi, 71% presisi, 72% recall dan f-measure 62%. Pada penelitian yang akan dilakukan mempunyai keserupaan pada topik yang diangkat yaitu sentimen pro dan kontra, namun pada penelitian yang akan dilaksanakan hanya memakai model LSTM saja, kemudian jumlah data yang digunakan memiliki perbedaan porsi, penelitian sebelumnya menggunakan 1364 data *tweet* kemudian penelitian kali ini sudah menyiapkan data sebanyak 4969 data komentar youtube.

Dalam penelitian Widagdo dkk [16] dalam mencari tau sentimen pada 4 *e-commerce* teratas di Indonesia menurut alexa.com, pada penelitian yang dilakukan dilakukan *crawling* data twitter dengan menggunakan *keyword* keempat *e-commerce* tersebut dengan total data *tweet* yang didapatkan adalah 2000 data. Masing-masing *e-commerce* memiliki 500 data *tweet*. Kemudian untuk evaluasi menggunakan algoritma Naïve Bayes, dalam penelitian tersebut didapatkan hasil *dass precision positive* 96.11%, *dass precision negative* 99.04%, *class recall negative* 93,21% dan *class recall positive* 99,46%. Pada penelitian yang akan dilakukan menggunakan model yang berbeda, namun penelitian yang akan dilaksanakan memiliki kemiripan dengan penelitian sebelumnya yaitu pada data yang *imbalance*.

Penelitian dari Amrustian dkk [17] mengangkat topik tentang pendidikan tinggi di universitas. Pada saat proses pembelajaran, dosen memberikan materi dikelas kepada mahasiswa, mengingat mahasiswa adalah masuk dalam kategori orang dewasa, selain belajar mahasiswa juga ditekankan oleh dosen memiliki peran penting dimasa mendatang, maka dari itu ada intermezo terkait pandangan dimasa depan jika mahasiswa sudah masuk ke dunia kerja. Mahasiswa dianggap sudah masuk kateogori dewasa dan dinilai sudah mampu membuat keputusan dan bertanggungjawab segala konsekuensi dari pilihan yang diambil. Dalam penelitian ini analisis sentimen diperlukan sebagai evaluasi proses belajar mengajar, data yang digunakan untuk penelitian berjumlah 2.280 dengan jumlah kalimat yang bervariasi antara 3 sampai dengan 50 kata. LSTM dipilih untuk digunakan dalam penelitian ini, dan menghasilkan akurasi sebesar 91,08%. Dengan hasil analisa ini dosen dapat memperbaiki metode pengajaran berdasarkan hasil dari evaluasi.

## 2. Metode Penelitian

Metode penelitian yang digunakan terlihat pada gambar 1 sebagai alur penelitian.



Gambar 1. Alur Penelitian

### 2.1. Scrapping Data

Data diambil dari youtube dengan metode *Scraping*, data berasal dari komentar pada setiap video youtube. Kemudian data komentar tersebut akan diambil dalam bentuk data teks dimana merupakan cara yang sering digunakan para peneliti untuk mendapatkan gambaran terkait opini masyarakat terhadap suatu permasalahan. Proses pengambilan data pada penelitian ini menggunakan bahasa pemrograman Python, Selenium serta menggunakan *library* BeautifulSoup. Dalam proses mengumpulkan data opini masyarakat selain mengambil data teks, proses ekstraksi data yang bertujuan untuk mengetahui suatu pola [18].

### 2.2. Processing Dataset

#### Cleansing Data

Pengaplikasian pembersihan dataset yang dilakukan bertujuan untuk menghilangkan tanda baca yang tidak diperlukan sehingga dapat mengekstrak pola-pola yang potensial [19], proses ini telah mencakup beberapa metode pembersihan data seperti: Case Folding, Remove Symbol, Tokenization, Removal StopWord.

Dalam proses pengambilan dataset, tidak bisa dihindari jika ada data teks dengan bahasa daerah. Peneliti melakukan manual cek terhadap bahasa daerah dan melakukan proses perubahan manual untuk bahasa daerah kemudian diubah ke bahasa indonesia. Yang dimana perubahan bahasa ini dilakukan tanpa mengubah makna maupun sentimen, kemudian akan menjadi data baru namun makna tetap sama, berikut adalah contoh dari proses manual cek bahasa daerah ke bahasa indonesia.

Tabel 1. Proses Manual Perubahan Bahasa

Bahasa Daerah	Bahasa Indonesia
Ora due duit cm bs liat Ora dah seneng	tidak punya uang cm bs liat Ora dah seneng
Mbok ya regone ORA larang2 loh mazseehh	harganya jangan terlalu mahal2 Maximal 300jtm kecil gitu lho
Maximal 300jtm cilik ngono lho	
Denger harganya buat kaum penginyongan sprti inyonge.. auto langsung mundur	Denger harganya buat kaum menengah kebawah.. auto langsung mundur
Tukokne avanza ae hargane segtu	Beliin avanza aja kalo harganya segtu
Mang,C tiluna kurang hiji anu encan dicobian C3 Air Cross tararengkiyu Mang	bro, tempat duduknya kurang satu anu belum dicobian C3 Air Cross terimakasih bro.
Mang euyy iyeteh review mobil apa roasting wkwwkw lucu pisan mangg	hey bro, ini review mobil apa roasting? wkwwkw lucu banget bro
Katanya mau ganti mobil listrik di Indo, tapi harga kemahalan piyeeee tohhhh	Katanya mau ganti mobil listrik di Indo, tapi harga kemahalan gimana sihyyy

### Case Folding

Merupakan proses penyalarsan teks pada kalimat yang ada pada dataset. Pada penelitian ini, data akan dilakukan *Case Folding* pada dataset adalah *lowercase*, yaitu dengan mengubah semua data teks yang telah didapat menjadi huruf kecil [20].

### Remove Symbol

Merupakan proses penghapusan prefix atau simbol-simbol yang tidak memiliki arti dalam sebuah kalimat seperti @ yang menunjukkan pengguna atau link http://. [21].

### Tokenize

Merupakan proses pemisahan antara teks dalam kalimat berdasarkan spasi atau pun symbol [22], seperti kalimat “semoga saya memiliki mobil listrik tersebut” menjadi list [semoga, saya, memiliki, mobil, listrik, tersebut] yang awalnya berbentuk satu kalimat utuh menjadi per kata.

### Removal Stopwords

Merupakan proses penghapusan kalimat tambahan atau imbuhan pada dataset teks tanpa mengurangi maksud dan isi dari sentimen yang terdapat pada teks tersebut [23].

### Visualisasi

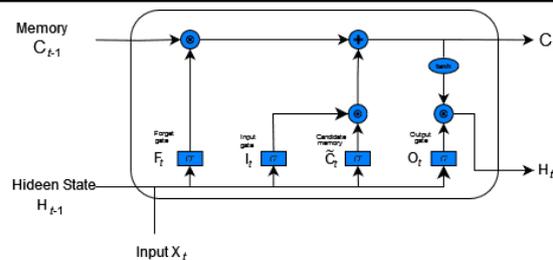
Proses menampilkan frekuensi kata dalam dataset pada penelitian ini menggunakan WordCloud. Semakin banyak frekuensi kata yang muncul maka pada grafik kata maka akan semakin besar visualnya. Sehingga dengan adanya wordcloud dapat merepresentasikan teks yang sering muncul pada dataset [24].

### 2.3. Labeling Data

Proses ini menempatkan dataset yang berupa komentar youtube ke dalam kategori yang dikehendaki yaitu: *Positive*, *Neutral*, atau *Negative*. Pelabelan ini tergantung dari value susunan kalimat yang ada pada dataset [25].

### 2.4. Modelling

Ada banyak algoritma yang digunakan untuk penelitian-penelitian dengan topik sentimen analisis, Algoritma yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah Long-Short Term Memory (LSTM). Algoritma ini mempunyai kelebihan di untuk membangun model prediksi, LSTM merupakan turunan dari Recurrent Neural Network (RNN) yang dimana didesain untuk mengolah data sequence. LSTM dibangun untuk mengatasi permasalahan pada gradien pada RNN ketika menghadapi vanishing dan exploding gradien [22], [26].



Gambar 2. Model Long-Short Term Memory

### 2.5. Evaluasi

Proses prediksi dapat dilakukan pengukuran untuk melihat sejauh mana ketercapaian dari sebuah model, dalam hal ini akan dihasilkan Akurasi untuk keseluruhan dataset saat dilakukan proses latih. Berikut persamaan 1 menghitung akurasi dengan menggunakan 3 kelas yaitu *positive*, *neutral* dan *negative*. Dengan TP adalah *True Positive*, TNt adalah *True Neutral*, TNg adalah *True Negative*, FP1 adalah *False Positive 1*, FP2 adalah *False Positive 2*, FNg1 adalah *False Negative 1*, FNg2 adalah *False Negative 2*, FNt1 adalah *False Neutral 1*, FNt2 adalah *False Neutral*.

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

Untuk pengukuran peluang kelas *positive* atau benar yang memiliki nilai benar juga tertuang pada persamaan 2. Lebih lanjut untuk persamaan 3 dan persamaan 4 adalah untuk melihat hasil hitung *macro avg* dan *weighted avg*.

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

$$Macro Avg = \frac{\sum_{i=1}^l \frac{TP_i}{TP_i+FN_i}}{l} \quad (3)$$

$$Weighted Avg = \frac{\sum_{i=1}^l \frac{TP_i}{TP_i+FN_i} * n_i}{l} \quad (4)$$

Presisi atau *precision* adalah tahapan untuk mengukur prediksi pada nilai benar biarpun data yang digunakan sudah masuk didalam kelas *positive* atau benar. Selanjutnya ini adalah persamaan 5 untuk mencari *precision*.

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

F1-Score adalah metrik evaluasi yang digunakan untuk melihat keseimbangan antara *precision* dan *recall* yang tertuang pada persamaan 6. *f1-score* akan menampilkan informasi terkait seberapa optimal model yang digunakan saat digabungkan dengan peforma dari *precision* dan *recall*. Berikut ini adalah persamaan dari *f1-score*.

$$f1 - score = \frac{2 * Recall * Precision}{Recall + Precision} \quad (6)$$

Persamaan 7, 8 dan 9 merupakan metrik evaluasi yang digunakan dalam prediksi klasifikasi klasifikasi aktual [27] digunakan untuk mengukur sejauh mana kinerja model klasifikasi dalam mengidentifikasi pada berbagai tingkat ambang batas (*threshold*) tanpa

memerhatikan pilihan ambang batas tertentu. Nilai AUC akan di gunakan jika dataset yang dipakai dalam proses klasifikasi imbalance [28].

$$TPR = \frac{TP}{TP+FN1} \quad (7)$$

$$FPR = \frac{FP1}{TN + TN1+TN2} \quad (8)$$

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

### 3. Hasil dan Pembahasan

#### 3.1. Collection Dataset

Proses pengumpulan data komentar dilakukan pada tanggal 18 September 2023. Penelitian ini memperoleh data dari hasil pengumpulan komentar pada video youtube yang dimana sudah dilakukan pensortiran pemilihan video dengan kriteria jumlah viewers diatas 25k penayangan, dengan jumlah 20 video yang berbeda-beda. Penerapan kriteria *viewers* pada setiap video ini dilakukan dengan asumsi semakin banyak *view* pada suatu video maka jumlah komentar juga semakin banyak. Dalam penelitian kali ini menggunakan *tools* pendukung diantaranya selenium dan beautifulsoup untuk mendapatkan data komentar pada youtube, selain itu pengambilan data juga memanfaatkan *lazyload* untuk menampilkan data komentar secara menyeluruh pada setiap video. Pada saat proses *crawling* total data awal didapatkan sebanyak 5138, setelah dilakukan pembersihan, penghapusan duplikasi data dan penghapusan komentar yang hanya menyertakan link atau url didapatkan dataset sebanyak 4969 data. Berikut ini adalah spesimen hasil *crawling* dataset komentar youtube.

Tabel 2. Spesimen Hasil Crawling Data

Level	Text
0	Kabarnya harga ORA 03 nanti kisaran 630 jutaan bagaimana pendapatan anda
1	waduh mobil ini super mantap sih
2	semoga ORA ballet cat ikut masuk juga krn modelnya keren classic retro mirip bgt kyk vw kodok
3	baru liat ada mobil beginian dengan tenaganya listrik
4	mantap nih ora 03
5	motor listrik yg bersuara dinamo nya
6	kami suka EV
7	tunggu mobil listrik 3 baris 7 Seater harga dibawah 900 jt

Data yang sudah diperoleh akan dilakukan penghapusan duplikasi data dengan acuan user dan komentar yang sama untuk menghindari komentar yang bersifat spam.

#### 3.2. Pre-Processing Dataset

Dalam pembersihan dataset peneliti melakukan beberapa proses, diantaranya *punctuation* atau penghapusan karakter yang tidak diperlukan, kemudian semua data komentar diubah ke dalam huruf kecil serta melakukan penghapusan prefix. Dalam proses pengambilan dataset, tidak bisa dihindari jika ada teks

dengan bahasa daerah. Peneliti melakukan manual cek terhadap bahasa daerah yang diubah ke bahasa indonesia yang artinya sesuai tanpa mengubah sentimen, Berikut adalah contoh perubahan data berbahasa daerah ke bahasa indonesia.

Tabel 3. Proses Manual Perubahan Bahasa

Bahasa Daerah	Bahasa Indonesia
Ora due duit cm bs liat Ora dah seneng	tidak punya uang cm bs liat Ora dah seneng
Mbok ya regone ORA larang2 loh mazseehh	harganya jangan terlalu mahal2 Maximal 300jtn kecil gitu lho
Maximal 300jtn cilik ngono lho	
Denger harganya buat kaum penginyongan sprti inyonge.. auto langsung mundur	Denger harganya buat kaum menengah kebawah sprti saya.. auto langsung mundur
Tukokne avanza ae hargane segtu	Beliin avanza aja kalo harganya segtu
Katanya mau ganti mobil listrik di Indo, tapi harga kemahalan piyeeee tohhhh	Katanya mau ganti mobil listrik di Indo, tapi harga kemahalan gimanaaaa sihhhh

#### 3.3 Labeling

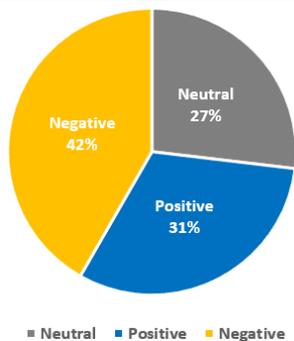
Setelah dataset bersih dan sudah tidak ada bahasa daerah maka proses selanjutnya adalah pelabelan pada data komentar yang telah diambil. Proses pelabelan menggunakan transformers huggingface dengan menggunakan model RoBERTa bahasa indonesia. Berikut adalah spesimen pelabelan komentar.

Tabel 4. Spesimen Hasil Crawling Data

Text	Positive	Neutral	Negative	Label
mantap nih ora 03	0,9713	0,0242	0,0043	Positive
mantap pilihan ev di indonesia semakin beragam harga bisa bersaing kabarnya	0,9968	0,0020	0,0010	Positive
harga ora 03 ini nanti di kisaran 630 jutaan bagaimana pendapatan anda	0,0055	0,9750	0,0193	Neutral
nunggu kluaran byd om mobil mewah nyusahin	0,0196	0,0506	0,9297	Negative
merek elit after sales sulit	0,0002	0,0003	0,9993	Negative
	0,3235	0,0327	0,6437	Negative

#### 3.4. Ekstrasi Sentimen

Dari sebanyak 4969 dataset komentar youtube didapatkan sebaran sentimen *positive* 31% (1559 data), *neutral* 27% (1336 data) dan *negative* 42% (2073 data). Berikut adalah sebaran sentimen.



Gambar 3. Prosentase Kemunculan Sentimen

Selain itu, pada penelitian ini didapatkan topik atau penggunaan kata yang paling sering muncul pada dataset komentar youtube. Frekuensi kata terbanyak yang muncul bisa dilihat pada gambar 4 yaitu berupa visualisasi wordcloud untuk semua data teks komentar.



Gambar 4. Wordcloud kata

Dari dataset yang telah terkumpul kemudian dapat dilihat frekuensi kata terbanyak yang muncul dalam tiap kelas. Berikut ini adalah frekuensi kata 5 teratas untuk masing-masing kelas.

Tabel 5. Tabel Frekuensi Kemunculan Kata

Kelas	Kata	Frekuensi
Positive	harga	1111
	mobil	475
	listrik	208
	lebih	199
	saya	134
Negative	harga	813
	mobil	624
	listrik	590
	kalo	463
Neutral	lebih	365
	harga	655
	mobil	283
	listrik	207
	beli	56
	dari	55

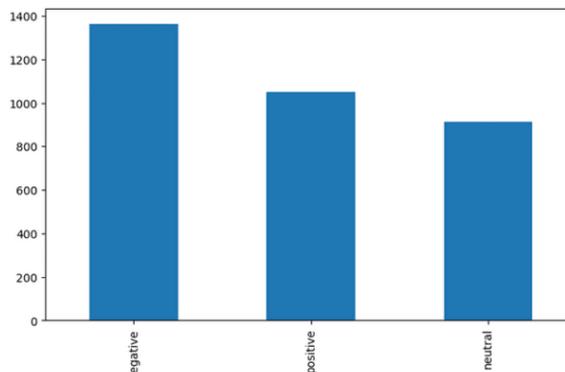
### 3.3. Modeling

Sebelum dilakukan proses modeling, dataset dipecah dengan rasio 67:33, yang dimana 67% menjadi data latih dengan total 3328 sebagai data latih, 33% menjadi data pengujian dengan total 1640 sebagai data uji, untuk detail pembagian dataset sebagai berikut.

Tabel 6. Split Dataset

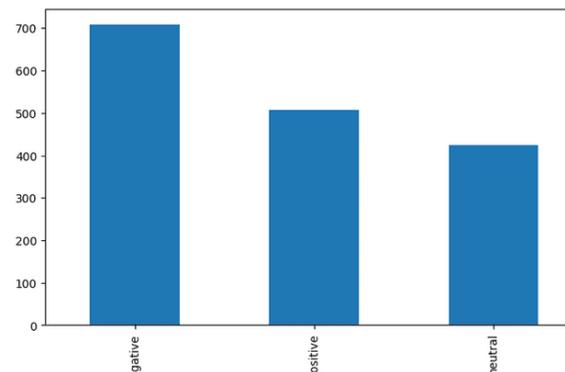
Ratio	Data Latih	Data Testing
67:33	3328	1640

Setelah dilakukan pembagian data latih dan data uji, dataset dapat dilihat berdasarkan kelompok pembagiannya, data latih dan data uji beserta tiap kelasnya, dari tabel 6 dapat bisa dilihat untuk tampilan dari pembagian data latih beserta kelasnya dalam bentuk grafik.



Gambar 5. Data Latih

Dan berikut merupakan tampilan dari pembagian data uji beserta kelasnya.

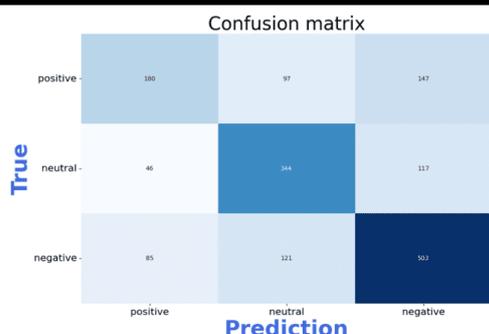


Gambar 6. Data Latih

Dalam penggunaannya, data akan dilatih dengan diimplementasikan menggunakan model Long-Short Term Memory (LSTM) dengan GPU Tesla T4 pada Google Colab. Penelitian ini mengaplikasikan 30 epochs dan Adam Optimizer.

### 3.4. Evaluasi

Dalam proses latih data didapatkan hasil *confusion matrix* pada semua kelas, *positive*, *negative* dan *neutral* yang dapat dilihat dalam gambar 7.



Gambar 7. Confusion Matrix

Dengan detail hasil *confusion matrix* sebagai berikut.

Tabel 7 Confusion Matrix

Class	Pred		
	Neutral	Positive	Negative
Positive	180	97	147
Neutral	46	344	117
Negative	85	121	503

Dalam proses membuat matrix akan dilakukan perhitungan untuk mengetahui nilai *accuracy*, *recall*, *precision*, *f1-score*, *macro avg*, *weight avg* mengacu dari persamaan 1, 2, 3, 4, 5 dan 6. Untuk detail perhitungan yang berdasarkan pada data tabel 6.

$$Accuracy = \frac{180 + 344 + 503}{180 + 97 + 147 + 46 + 344 + 117 + 85 + 121 + 503} = \frac{1.027}{1640} = 0.63$$

$$Precision (positive) = \frac{180}{180 + (46 + 85)} = \frac{180}{311} = 0.58$$

$$Precision (neutral) = \frac{334}{334 + (97 + 121)} = \frac{334}{552} = 0.61$$

$$Precision (negative) = \frac{503}{503 + (147 + 117)} = \frac{503}{767} = 0.66$$

$$Macro Avg Precision = \frac{0.58 + 0.61 + 0.66}{3} = \frac{1.85}{3} = 0.62$$

$$Weighted Avg Precision = \frac{(0.58 * 424) + (0.61 * 507) + (0.66 * 709)}{(424 + 507 + 709)} = \frac{(245.92) + (309.27) + (467.94)}{1.640} = \frac{1.023,13}{1.640} = 0.62$$

$$Recall (positive) = \frac{180}{180 + (97 + 147)} = \frac{180}{424} = 0.42$$

$$Recall (neutral) = \frac{344}{344 + (46 + 117)} = \frac{344}{507} = 0.68$$

$$Recall (negative) = \frac{503}{503 + (121 + 85)} = \frac{503}{709} = 0.71$$

$$Macro Avg Recall = \frac{0.42 + 0.68 + 0.71}{3} = \frac{1.81}{3} = 0.60$$

Weighted Avg Recall

$$= \frac{(0.42 * 424) + (0.68 * 507) + (0.71 * 709)}{(424 + 507 + 709)} = \frac{(178.08) + (344.76) + (503,39)}{1640} = \frac{1.026,23}{1640} = 0.63$$

$$F1 - Score (positive) = \frac{2 * 0.58 * 0.42}{0.58 + 0.42} = \frac{0.49}{1,00} = 0.49$$

$$F1 - Score (neutral) = \frac{2 * 0.61 * 0.68}{0.61 + 0.68} = \frac{0.83}{1.29} = 0.64$$

$$F1 - Score (negative) = \frac{2 * 0.66 * 0.71}{0.66 + 0.71} = \frac{0.94}{1.37} = 0.68$$

Weighted Avg f1 - score

$$= \frac{(0.49 * 424) + (0.64 * 507) + (0.68 * 709)}{(424 + 507 + 709)} = \frac{(207,76) + (324,48) + (482,12)}{1640} = \frac{1.014,36}{1640} = 0.62$$

$$TPR = \frac{180}{180 + 46} = \frac{180}{226} = 0,79$$

$$FPR = \frac{121}{334 + 180 + 97} = \frac{180}{611} = 0,19$$

$$AUC = \frac{0,79 + (1-0,19)}{2} = 0,81$$

Setelah dilakukan perhitungan menggunakan persamaan di dapatkan hasil presisi, *recall*, *f1-score*, akurasi, *macro average*, dan *weighted average* seperti terlihat pada gambar 8.

	neutral	positive	negative	macro avg	weighted avg	accuracy	roc_auc
precision	0.61	0.58	0.66	0.62	0.62		
recall	0.68	0.42	0.71	0.60	0.63		
f1 score	0.64	0.49	0.68	0.60	0.62		
support	507.00	424.00	709.00	1640.00	1640.00	0.63	0.81

Gambar 8. Hasil Evaluasi

Berdasarkan gambar 8 menunjukkan bahwa model LSTM berkinerja baik, dengan *accuracy* keseluruhan sebesar 0,63 dan *roc\_auc* sebesar 0,81. *precision*, *recall*, dan *f1-score* semuanya di atas 0,60 untuk semua kelas. Model ini berperforma sedikit lebih baik pada kelas *negative* dibandingkan pada kelas *positive* dan *neutral*. Hal ini terlihat dari *precision*, *recall*, dan skor *f1* yang lebih tinggi untuk kelas *negative*. Model ini juga berperforma sedikit lebih baik pada *weighted avg* dibandingkan *macro avg*. Hal ini karena *weighted avg* memberi bobot yang sama pada setiap kelas, sedangkan *macro avg* memberi bobot pada setiap kelas berdasarkan jumlah kelas. Oleh karena itu, *weighted avg* lebih dipengaruhi oleh performa model pada kelas yang lebih besar. Menurut penelitian sebelumnya data yang imbalance dapat menyebabkan nilai *accuracy* tidak setinggi dataset yang berimbang. Secara keseluruhan, hasil klasifikasi menunjukkan bahwa model LSTM merupakan model pengklasifikasi yang baik untuk kumpulan data tertentu. Namun, penting untuk diperhatikan bahwa performa model dapat bervariasi bergantung pada data yang digunakan.

Selain itu, penting untuk mengatasi perbedaan performa pada kelas negatif sebelum menggunakan model dalam klasifikasi. Dapat diterapkan pada penggunaan lebih banyak pengumpulan data latih yang lebih berimbang, atau penggunaan struktur model yang berbeda.

#### 4. Kesimpulan

Dari proses penelitian, disimpulkan bahwa model Long-Short Term Memory (LSTM) dapat bekerja dengan baik yang diterapkan dalam klasifikasi teks bahasa Indonesia dan model ini dapat diterapkan untuk data teks bahasa Indonesia yang lain dan peneliti menyarankan dalam melakukan proses penelitian yang sama menggunakan data yang lebih banyak lagi dengan pembagian setiap kelas yang merata.

Untuk hasil penelitian yang sudah dilaksanakan dengan objek mobil listrik mendapatkan topik pembahasan pada "harga" merupakan topik yang paling banyak muncul disemua kelas sehingga sangat perlu di perhatikan untuk stakeholder terkait harga yang cocok untuk pasar Indonesia.

#### Ucapan Terimakasih

Terimakasih untuk pihak yang sudah mendukung agar penelitian ini dapat terlaksana, dukungan tersebut tidak lepas dari peran Universitas Muhammadiyah Klaten.

#### Daftar Rujukan

- [1] M. P. Fathun, *MESIN BENSIN KENDARAAN RINGAN: Mirra Buana Media*. Diandra Kreatif, 2020.
- [2] A. M. Siregar and C. A. Siregar, "Rekayasa Saluran Gas Buang Sepeda Motor Guna Mengurangi Pencemaran Udara," *Jurnal Rekayasa Material, Manufaktur dan Energi*, vol. 2, no. 2, pp. 171–179, 2019.
- [3] A. R. Harfit, "Kajian Mobil Hybrid dan Kebutuhannya di Indonesia," *Jakarta: Program Pasca Sarjana Universitas Gunadarma*, 2013.
- [4] A. M. Simbolon and B. Rusli, "Kebijakan Kendaraan Listrik dalam Perspektif Pasar dan Infrastruktur: Studi Reviu Komparasi Bilateral Korea Selatan dan Indonesia," *Jurnal Penelitian Transportasi Darat*, vol. 24, no. 2, pp. 83–91, 2022.
- [5] R. Mulyadi, K. D. Artika, and M. Khalil, "Perancangan sistem kelistrikan perangkat elektronik pada mobil listrik," *ELEMEN: JURNAL TEKNIK MESIN*, vol. 6, no. 1, pp. 7–12, 2019.
- [6] N. F. Ananda, "Propulsi Hyper Hybrid Tesla Model Y," 2022.
- [7] V. T. P. Sidabutar, "Kajian pengembangan kendaraan listrik di Indonesia: prospek dan hambatan," *Jurnal Paradigma Ekonomika*, vol. 15, no. 1, pp. 21–38, 2020.
- [8] H. Yatriendi, A. M. N. Putra, and F. A. Muchtari, "Overview: perkembangan teknologi pengisian cepat pada kendaraan listrik (teknologi dan infrastruktur)," in *Seminar Nasional Riset & Inovasi Teknologi*, 2022, pp. 128–137.
- [9] E. Liun, "Dampak Peralihan Massal Transportasi Jalan Raya Ke Mobil Listrik," *Jurnal Pengembangan Energi Nuklir*, vol. 19, no. 2, pp. 113–122, 2018.
- [10] A. Agustian and F. Nurapriani, "Analisis Sentimen, Text Mining Penerapan Analisis Sentimen Dan Naive Bayes Terhadap Opini Penggunaan Kendaraan Listrik Di Twitter," *Jurnal TIKI*, vol. 7, no. 3, pp. 243–249, 2022.
- [11] N. Nugroho and S. Agustina, "Analisa motor DC (Direct Current) sebagai penggerak mobil listrik," *Jurnal Mikrotiga*, vol. 2, no. 1, p. 28, 2015.
- [12] D. R. Alghifari, M. Edi, and L. Firmansyah, "Implementasi Bidirectional LSTM untuk Analisis Sentimen Terhadap Layanan Grab Indonesia," *Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA)*, vol. 12, no. 2, pp. 89–99, 2022.
- [13] A. R. Isnain, H. Sulistiani, B. M. Hurohman, A. Nurkholis, and S. Styawati, "Analisis Perbandingan Algoritma LSTM dan Naive Bayes untuk Analisis Sentimen," *JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika)*, vol. 8, no. 2, pp. 299–303, 2022.
- [14] A. D. Arisandi, L. Atika, E. S. Negara, and K. R. N. Wardani, "Prediksi Mata Uang Bitcoin Menggunakan LSTM Dan Sentiment Analisis Pada Sosial Media," *Jurnal Ilmiah KOMPUTASI*, vol. 19, no. 4, pp. 559–566, 2020.
- [15] M. Z. Rahman, Y. A. Sari, and N. Yudistira, "Analisis Sentimen Tweet COVID-19 menggunakan Word Embedding dan Metode Long Short-Term Memory (LSTM)," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 5, no. 11, pp. 5120–5127, 2021.
- [16] A. S. Widagdo, B. S. WA, and A. Nasiri, "Analisis tingkat kepopuleran e-commerce di Indonesia berdasarkan sentimen sosial media menggunakan metode naïve bayes," *Jurnal Informa: Jurnal Penelitian dan Pengabdian Masyarakat*, vol. 6, no. 1, pp. 1–5, 2020.
- [17] M. A. Amrustian, W. Widayat, and A. M. Wirawan, "Analisis Sentimen Evaluasi Terhadap Pengajaran Dosen di Perguruan Tinggi Menggunakan Metode LSTM," *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, vol. 6, no. 1, pp. 535–541, 2022.
- [18] E. Yuniar, D. S. Utsalinah, and D. Wahyuningsih, "Implementasi Scrapping Data Untuk Sentiment Analysis Pengguna Dompot Digital dengan Menggunakan Algoritma Machine Learning," *Jurnal Janitra Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 2, no. 1, pp. 35–42, 2022.
- [19] C. Zai, "Implementasi Data Mining Sebagai Pengolahan Data," *Jurnal Portal Data*, vol. 2, no. 3, 2022.
- [20] F. Pramono, D. Rosiyadi, and W. Gata, "Integrasi N-gram, Information Gain, Particle Swarm Optimization di Naive Bayes untuk Optimasi Sentimen Google Classroom," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, vol. 3, no. 3, pp. 383–388, 2019.
- [21] 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.
- [22] A. R. A. Anisa, "ANALISIS PART OF SPEECH TAGGING BAHASA INDONESIA DALAM SWAMEDIKASI DIALOG INTERACTIVE QUESTION ANSWERING MENGGUNAKAN METODE HMM," *Jurnal Teknologi Pintar*, vol. 2, no. 10, 2022.
- [23] A. G. Arja, "PENERAPAN SENTIMEN ANALIS MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES DAN SVM," *Jurnal Ilmu Data*, vol. 2, no. 12, 2022.
- [24] W. Saefudin, A. Komarudin, and R. Ilyas, "Visualisasi Kumpulan Berita Dalam Bentuk Peta Digital Dengan Metode Term Frequency-Inverse Document Frequency dan Gazetteer," in *Seminar Nasional Sains dan Teknologi Informasi (SENSASI)*, 2019.
- [25] K. S. Nugroho, I. Akbar, and A. N. Suksmawati, "Deteksi Depresi dan Kecemasan Pengguna Twitter Menggunakan Bidirectional LSTM," *arXiv preprint arXiv:2301.04521*, 2023.
- [26] 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.
- [27] A. E. Augustia, R. Taufan, Y. Alkhalifi, and W. Gata, "Analisis Sentimen Omnibus Law Pada Twitter Dengan Algoritma Klasifikasi Berbasis Particle Swarm Optimization," *Paradigma*, vol. 23, no. 2, pp. 158–166, 2021.