

Analisis Sentimen Pengguna X Indonesia Terkait Kendaraan Listrik Menggunakan IndoBERT

Roni Merdiansah^{1*}, Siska², Azhari Ali Ridha³

^{1,2,3}Sistem Informasi, Universitas Singaperbangsa Karawang, Jawa Barat, Indonesia

Email: ¹2010631250097@student.unsika.ac.id, ²siska@staff.unsika.ac.id, ^{3,*}azhari.ali@unsika.ac.id

Email Penulis Korespondensi: ¹2010631250097@student.unsika.ac.id

Abstrak—Penggunaan kendaraan listrik semakin menjadi perhatian utama dalam upaya mengurangi dampak negatif terhadap lingkungan. Dalam konteks Indonesia, analisis sentimen terhadap kendaraan listrik menjadi penting untuk memahami pandangan dan opini masyarakat terkait teknologi ramah lingkungan ini. Penelitian ini menggunakan metode IndoBERT untuk menganalisis sentimen pengguna X di Indonesia terhadap kendaraan listrik, dengan membandingkan kinerja model yang dilatih dengan dan tanpa data dari IndoNLU. Dua model berbeda dievaluasi menggunakan metrik evaluasi standar seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengidentifikasi dan memahami sentimen pengguna platform X terkait kendaraan listrik di Indonesia, serta untuk mengevaluasi kinerja model IndoBERT dalam memprediksi sentimen tersebut. Metode yang digunakan meliputi scraping data dari platform X, *preprocessing* data, *labeling* data, eksplorasi data, pemodelan, dan evaluasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model yang dilatih dengan data IndoNLU memberikan kinerja yang lebih baik dalam memprediksi sentimen pada teks tweet, serta lebih konsisten dalam setiap *epoch*. Selain itu, model tersebut juga menunjukkan kemampuan yang lebih baik dalam memahami konteks teks, yang tercermin dalam uji coba teks baru. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam pemahaman terhadap pandangan masyarakat terkait kendaraan listrik di Indonesia. Hasilnya dapat digunakan sebagai dasar untuk pengembangan kebijakan, strategi pemasaran, dan pengembangan teknologi kendaraan listrik yang lebih ramah lingkungan di Indonesia.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, IndoBERT, Kendaraan Listrik, NLP, Pengguna X

Abstract—The use of electric vehicles is increasingly becoming a major concern in efforts to reduce negative impacts on the environment. In the Indonesian context, sentiment analysis towards electric vehicles is important to understand people's views and opinions regarding this environmentally friendly technology. This research uses the IndoBERT method to analyze the sentiment of X users in Indonesia towards electric vehicles by comparing the performance of models trained with and without data from IndoNLU. Two different models are evaluated using standard evaluation metrics such as accuracy, precision, recall, and F1-score. The aim of this research is to identify and understand the sentiment of platform X users regarding electric vehicles in Indonesia, as well as to evaluate the performance of the IndoBERT model in predicting this sentiment. The methods used include data scraping from Platform X, data preprocessing, data labeling, data exploration, modeling and evaluation. The research results show that the model trained with IndoNLU data provides better performance in predicting sentiment in tweet text and is more consistent in each epoch. In addition, the model also showed better ability to understand text context, which was reflected in the trial of new texts. Thus, this research makes an important contribution to understanding the public's views regarding electric vehicles in Indonesia. The results can be used as a basis for developing policies, marketing strategies, and more environmentally friendly electric vehicle technology in Indonesia.

Keywords: Electric Vehicles, IndoBERT, NLP, Sentiment Analysis, X Users

1. PENDAHULUAN

Kendaraan listrik telah menjadi fokus utama dalam industri otomotif di seluruh dunia, terutama karena meningkatnya kesadaran akan pentingnya mengurangi emisi karbon dan ketergantungan pada bahan bakar fosil. Di Indonesia, sebuah negara dengan populasi yang besar dan pertumbuhan ekonomi yang pesat, implementasi kendaraan listrik memiliki potensi besar untuk berkontribusi pada upaya mitigasi perubahan iklim dan pembangunan yang berkelanjutan. Namun, adopsi kendaraan listrik di Indonesia masih dihadapkan pada berbagai tantangan, termasuk tingkat kesadaran dan penerimaan masyarakat terhadap teknologi ini.

Dalam konteks ini, pemahaman akan sentimen dan persepsi pengguna terhadap kendaraan listrik menjadi sangat penting. Analisis sentimen adalah metode yang efektif dalam mengidentifikasi dan memahami sikap, opini, dan emosi yang terkait dengan suatu topik tertentu di kalangan masyarakat. Teknik ini memanfaatkan pengolahan data teks untuk menentukan apakah sentimen yang terkandung dalam teks tersebut bersifat positif, netral, atau negatif. Hal ini membantu dalam mengekstrak informasi tentang evaluasi atau opini pribadi yang diberikan oleh pengguna internet melalui media sosial atau platform lainnya [1]. Dengan memahami sentimen ini, produsen kendaraan listrik dan pemangku kepentingan lainnya dapat menyesuaikan strategi pemasaran, pengembangan produk, dan kebijakan publik untuk meningkatkan adopsi kendaraan listrik.

Analisis sentimen menggunakan pendekatan NLP (*Natural Language Processing*) untuk mengolah data teks yang berasal dari berbagai sumber, seperti media sosial, platform berita online, atau survei daring. NLP merupakan cabang dari kecerdasan buatan yang fokus pada penggunaan bahasa manusia untuk berinteraksi dengan komputer [2]. Teknik ini memungkinkan komputer untuk memahami, menganalisis, dan merespons teks dalam bahasa manusia dengan cara yang

mirip dengan manusia. Dengan menggunakan NLP, data teks yang diperoleh dari berbagai sumber dapat diolah secara efisien untuk mengidentifikasi pola, opini, dan sentimen yang terkandung di dalamnya.

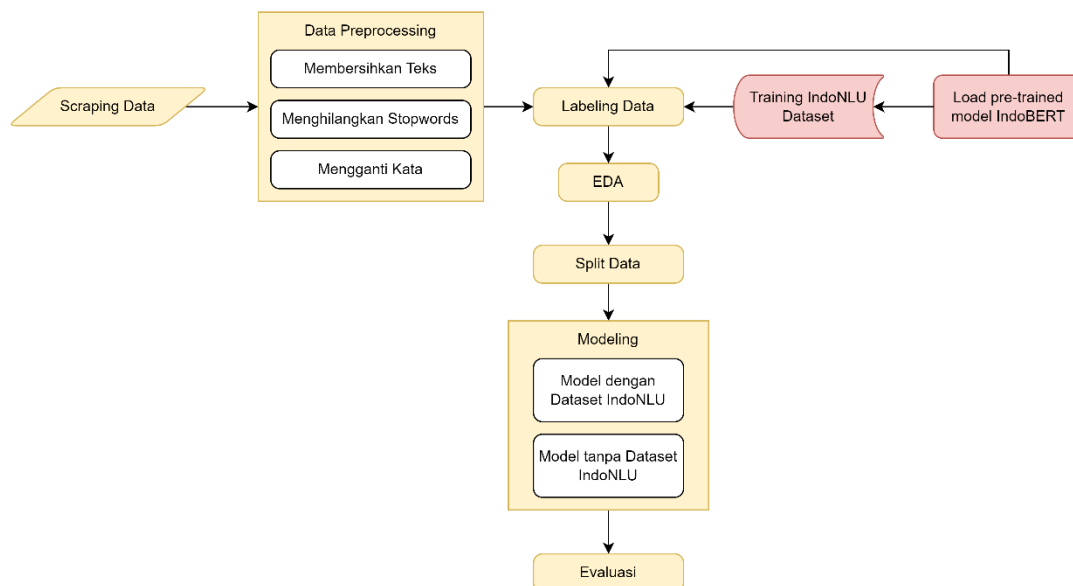
Dalam hal ini, penggunaan model bahasa IndoBERT yang merupakan *pre-trained* model yang khusus disesuaikan untuk Bahasa Indonesia. Dengan demikian, IndoBERT sangat efektif untuk tugas-tugas NLP dalam Bahasa Indonesia. Model ini dilatih menggunakan dataset Bahasa Indonesia yang mencakup sekitar 4 miliar kata dan sekitar 250 juta kalimat. Meskipun menggunakan arsitektur yang sama dengan BERT, perbedaannya terletak pada dataset yang digunakan untuk pelatihan *unsupervised* [3].

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Maulana Putra, dkk., 2022 [4] menunjukkan bahwa model klasifikasi teks *multiclass* IndoBERT-LSTM berhasil memberikan pemahaman yang lebih baik pada *tweet* berbahasa Indonesia. Meskipun lebih lambat dari model Word2Vec-LSTM, IndoBERT-LSTM tetap lebih cepat daripada *fine-tuned* IndoBERT. Terdapat pula penelitian yang dilakukan oleh Imron dkk., [5] menunjukkan bahwa penggunaan IndoBERT sebagai word embedding dan Convolutional Neural Network (CNN) untuk deteksi aspek dalam *Aspect Category Detection* pada *review e-commerce* menghasilkan akurasi sebesar 94,86%. Model yang dihasilkan dapat efektif digunakan untuk mendeteksi aspek-aspek yang telah ditentukan sebelumnya dalam review pelanggan.

Berdasarkan semua penjelasan sebelumnya maka penelitian ini dilakukan dengan tujuan untuk menggali sentimen pengguna X Indonesia terkait kendaraan listrik menggunakan metode analisis sentimen dan memanfaatkan model bahasa IndoBERT yang memungkinkan analisis sentimen lebih akurat dan relevan dengan konteks lokal. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memberikan wawasan yang berharga bagi industri otomotif di Indonesia, tetapi juga menjadi kontribusi terhadap pengembangan literatur dalam bidang analisis sentimen dan pemrosesan bahasa alami di tingkat lokal.

Dengan memanfaatkan teknologi NLP dan model bahasa yang tepat, penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan yang mendalam tentang pandangan dan sikap masyarakat Indonesia terhadap kendaraan listrik, yang menjadi kunci dalam merancang strategi pemasaran, pengembangan produk, dan kebijakan publik yang sesuai dengan kebutuhan dan preferensi lokal.

2. METODOLOGI PENELITIAN



Gambar 1. Metode Penelitian

2.1 X/Twitter

X adalah platform yang memungkinkan teman, keluarga, dan rekan kerja untuk berinteraksi dan tetap terhubung melalui pertukaran pesan yang cepat dan sering. Pengguna dapat membagikan konten berupa foto, video, tautan, dan teks dalam posting yang dapat dilihat di profil mereka, dikirim ke pengikut mereka, dan dicari di dalam platform X [6]. Berdasarkan laporan dari We Are Social, sekitar 27,5 juta individu menggunakan platform Twitter, atau X, di Indonesia pada bulan Oktober 2023. Dengan jumlah tersebut, Indonesia menempati peringkat keempat secara global dalam penggunaan

platform tersebut [7]. Berdasarkan data tersebut, melakukan analisis sentimen pada pengguna platform X di Indonesia memiliki potensi yang menjanjikan.

2.2 IndoBERT

Model word embedding yang sudah dipretraining dikenal sebagai model pre-trained word embedding. Model ini telah dilatih pada dataset yang besar dan umum agar memiliki pemahaman makna dan sintaksis yang lebih baik. Pada tahun 2018, diperkenalkan model bernama Bidirectional Encoder Representations from Transformer (BERT) yang berhasil mencapai kinerja terbaik dalam banyak penelitian NLP. BERT menggunakan Transformer, sebuah mekanisme yang mempelajari hubungan kontekstual antara kata-kata dalam teks dengan menggunakan self-attention mechanism. Khusus untuk bahasa Indonesia pada tahun 2020, berhasil dikembangkan model pre-trained BERT yang disebut IndoBERT [4].

2.3 Scraping Data

Data scraping atau ekstraksi data adalah proses otomatisasi yang memungkinkan pengguna untuk mengambil informasi dari berbagai sumber seperti website, basis data, aplikasi perusahaan, atau sistem lama. Data ini kemudian dapat disimpan dalam format tabel atau spreadsheet untuk analisis lebih lanjut [8].

2.4 EDA (Exploratory Data Analysis)

EDA (*Exploratory Data Analysis*) merupakan proses analisis data untuk memahami karakteristik, pola, dan hubungan di dalam dataset secara intuitif. Tujuan utama dari EDA adalah untuk mendapatkan wawasan awal tentang data sebelum menjalankan model statistik atau machine learning yang lebih kompleks [9]. Metode yang umum digunakan dalam EDA meliputi pengumpulan data mentah, pengolahan data, pembersihan data, dan visualisasi fitur [10].

2.5 Data Preprocessing

Data preprocessing merupakan tahap yang penting dalam analisis data dan pembelajaran mesin, yang melibatkan persiapan dan transformasi data mentah menjadi format yang lebih terstruktur dan siap untuk analisis. Proses ini tidak hanya bertujuan untuk meningkatkan kualitas dan keakuratan data, tetapi juga memastikan bahwa data siap digunakan secara efektif dalam model pembelajaran mesin. Dengan melakukan preprocessing data dengan baik, kita dapat menghasilkan dataset yang berkualitas dan dapat diandalkan untuk analisis lebih lanjut, serta memastikan efektivitas dari model yang akan dibangun [11].

Terdapat beberapa tahap data preprocessing yang dilakukan dalam penelitian ini:

2.5.1 Pembersihan Data

- Mengkonversi teks menjadi huruf kecil (*lowercase*) untuk konsistensi.
- Menghapus karakter yang bukan ASCII dengan mengganti karakter tersebut dengan string kosong.
- Menghapus karakter newline (\n) dengan mengganti mereka dengan spasi.
- Menghapus angka dengan mengganti angka tersebut dengan string kosong.
- Menghapus tanda baca dengan menggantinya dengan spasi.

2.5.2 Menghilangkan Stopwords

Menghapus kata-kata stopwords dari teks. Stopwords adalah kata-kata yang umumnya dianggap tidak memberikan informasi penting dalam pemrosesan teks karena kemunculannya yang sering, seperti 'yang', 'di', dll.

2.5.3 Mengganti Kata

Mengganti beberapa kata 'kekinian' atau kata yang bisa menunjukkan penyesuaian ejaan atau singkatan tertentu, misalnya mengubah 'jgn' menjadi 'jangan'.

2.6 Labeling Data

Memberi label sentimen pada setiap teks yang dikirim oleh pengguna X setelah melalui tahap pre-processing menggunakan model IndoBERT yang telah dilatih sebelumnya. Label yang diberikan adalah Positif, Negatif, atau Netral, sesuai dengan hasilnya.

2.7 Split Data

Data Splitting melibatkan pembagian dataset menjadi dua atau lebih subset. Biasanya, dalam pembagian dua bagian, satu subset digunakan untuk menguji atau mengevaluasi data, sementara subset lainnya digunakan untuk melatih model [12]. Hal ini penting dalam data science dan machine learning untuk menciptakan model yang akurat. Dalam kasus ketiga subset, data juga digunakan untuk validasi. Proses ini meningkatkan akurasi hasil model yang dihasilkan [13].

2.8 Modeling

Modeling dalam machine learning adalah program komputer yang digunakan untuk mengenali pola dalam data atau membuat prediksi [14]. Dalam penelitian ini, dua eksperimen akan dijalankan. Eksperimen pertama akan melibatkan pembuatan model tanpa melakukan pelatihan pada dataset IndoNLU, sementara eksperimen kedua akan melibatkan pembuatan model setelah melakukan pelatihan pada dataset IndoNLU terlebih dahulu.

2.9 Evaluasi

Evaluasi model adalah proses untuk memastikan kualitas, keandalan, serta mengukur kinerja dan kemampuan model yang dikembangkan dalam membuat prediksi atau menghasilkan output yang akurat berdasarkan data yang telah dipelajari [15]. Evaluasi model menggunakan sebuah alat evaluasi yang disebut Confusion Matrix. Confusion Matrix menggambarkan prediksi yang dibuat oleh algoritma ML dan kondisi sebenarnya (aktual) dari data yang diamati [16].

Beberapa metrik yang akan digunakan pada penelitian ini beserta keterangan simbol nya:

- True Positive (TP)
- True Negative (TN)
- False Positve (FP)
- False Negative (FN)

2.9.1 Accuracy

Akurasi (Accuracy) merupakan perbandingan antara jumlah prediksi yang benar, baik positif maupun negatif, dengan keseluruhan data. Formula akurasi dapat dilihat sebagai berikut:

$$Akurasi = (TP + TN) / (TP + FP + FN + TN) \quad (1)$$

2.9.2 Precision

Precision merupakan perbandingan antara jumlah prediksi yang benar positif dengan total prediksi positif yang dilakukan. Formula Precision dapat dilihat sebagai berikut:

$$Precision = (TP) / (TP + FP) \quad (2)$$

2.9.3 Recall

Recall merupakan perbandingan antara jumlah prediksi yang benar positif dengan total data yang memang benar positif. Formula Recall dapat dilihat sebagai berikut:

$$Recall = (TP) / (TP + FN) \quad (3)$$

2.9.4 F1-Score

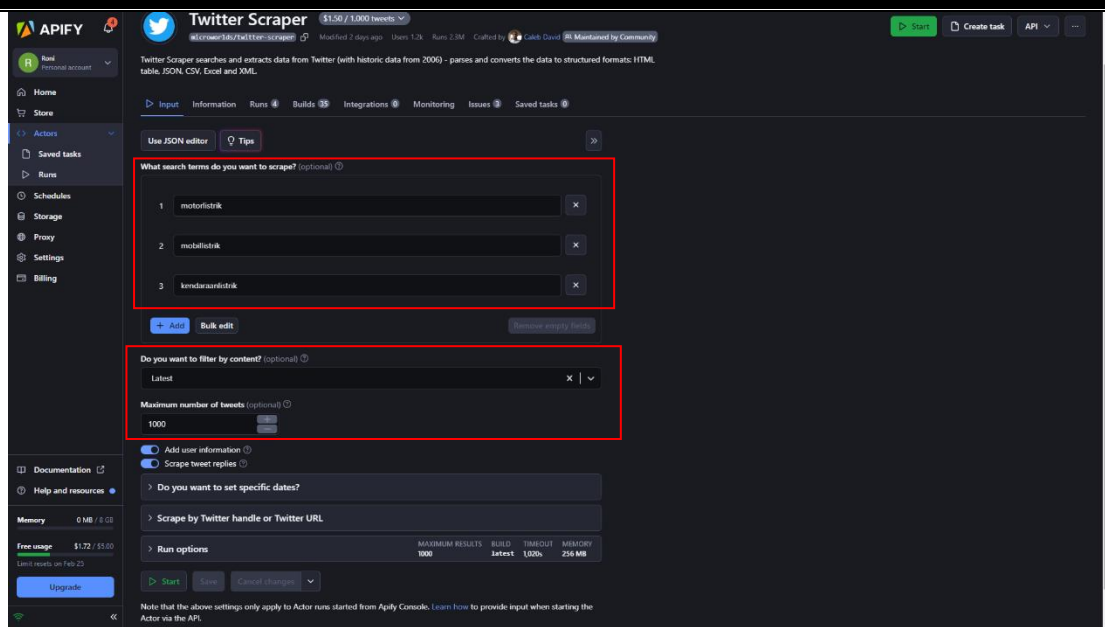
F1-Score merupakan hasil perbandingan bobot rata-rata antara presisi dan recall. Formula F1-Score dapat dilihat sebagai berikut:

$$F1\ Score = 2 * (Recall * Precision) / (Recall + Precision) \quad (4)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Scraping Data

Data yang dipergunakan dalam penelitian ini diperoleh melalui proses *scraping* dari platform X menggunakan alat yang dikenal sebagai *Apify*. Apify adalah sebuah platform yang menyediakan alat dan layanan untuk mengekstrak informasi dari berbagai situs web secara otomatis. Platform ini memungkinkan pengguna untuk membuat skrip atau "aktor" yang dapat mengambil data dari situs web dengan cepat dan efisien. Gambar 1 menunjukkan tata cara menggunakan salah satu "aktor" yang tersedia di Apify untuk melakukan proses scraping data dari platform X.



Gambar 2. Apify X/Twitter

Sebelum memulai proses pengambilan data melalui teknik web scraping, langkah awal yang harus dilakukan adalah menentukan kata kunci yang akan digunakan sebagai acuan untuk mengumpulkan tweet dari pengguna X. Dalam penelitian ini, terdapat tiga kata kunci yang digunakan, yaitu "motorlistrik", "mobillistrik", dan "kendaraanlistrik". Selanjutnya, data yang diambil merupakan data terbaru dengan jumlah tweet sebanyak 1000.

Setelah melakukan scraping, data yang diperoleh terdiri dari 1829 kolom dan 1000 baris. Namun, dalam penelitian ini hanya kolom dengan nama 'full text' yang akan digunakan, karena kolom tersebut berisi isi dari tweet pengguna sesuai dengan kata kunci yang telah ditentukan.

3.3 Data Preprocessing

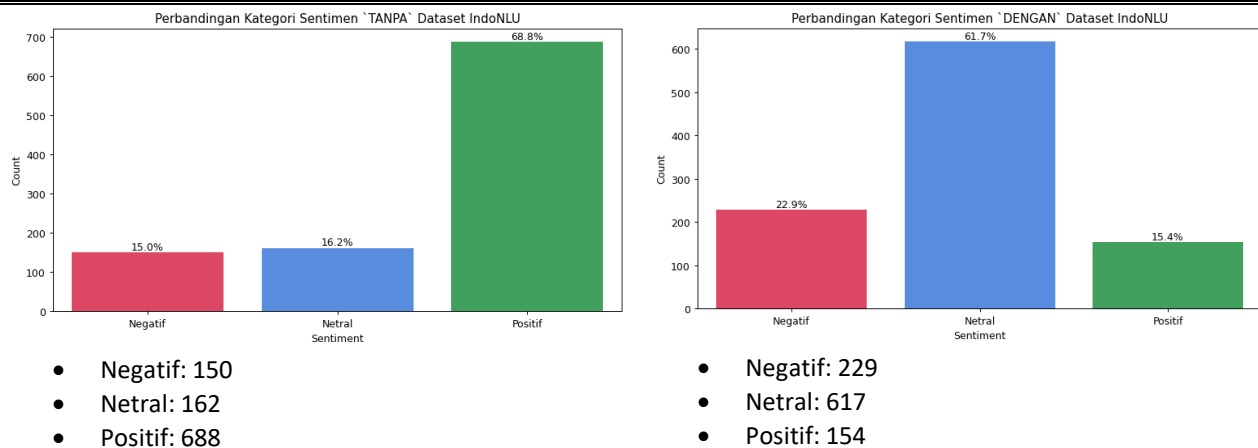
Sebelum data dapat digunakan untuk proses pemodelan, langkah awal yang diperlukan adalah melakukan preprocessing data, seperti yang telah dijelaskan sebelumnya. Di bawah ini adalah perbandingan antara data tweet asli dengan data tweet yang telah melalui tahap preprocessing.

Tabel 1. Preprocessing Data Tweet

| Tweet Asli | Tweet Hasil Preprocessing |
|--|--|
| @Pai_C1 kaya berasa naik motor listrik awal2 keluar .gasnya kontan gak dicicil , powernya full ..wuzzzz | pai c berasa naik motor listrik awal keluar gasnya kontan tidak dicicil powernya full wuzzzz |
| ['@Pai_C1', 'kaya', 'berasa', 'naik', 'motor', 'listrik', 'awal2', 'keluar', '.gasnya', 'kontan', 'gak', 'dicicil', ',', 'powernya', 'full', '..wuzzzz'] | ['pai', 'c', 'berasa', 'naik', 'motor', 'listrik', 'awal', 'keluar', 'gasnya', 'kontan', 'tidak', 'dicicil', 'powernya', 'full', 'wuzzzz'] |

3.4 Labeling Data

Setelah menyelesaikan proses preprocessing pada data tweet, langkah berikutnya adalah melakukan pelabelan untuk setiap tweet ke dalam tiga kategori: Positif, Negatif, atau Netral. Proses pelabelan dilakukan menggunakan dua metode yang berbeda. Metode pertama menggunakan model yang tidak dilatih dengan data IndoNLU, sementara metode kedua menggunakan model yang sudah dilatih dengan data tersebut. Untuk perbandingan yang lebih jelas, hasil dari kedua metode tersebut dapat dilihat pada Gambar 2.

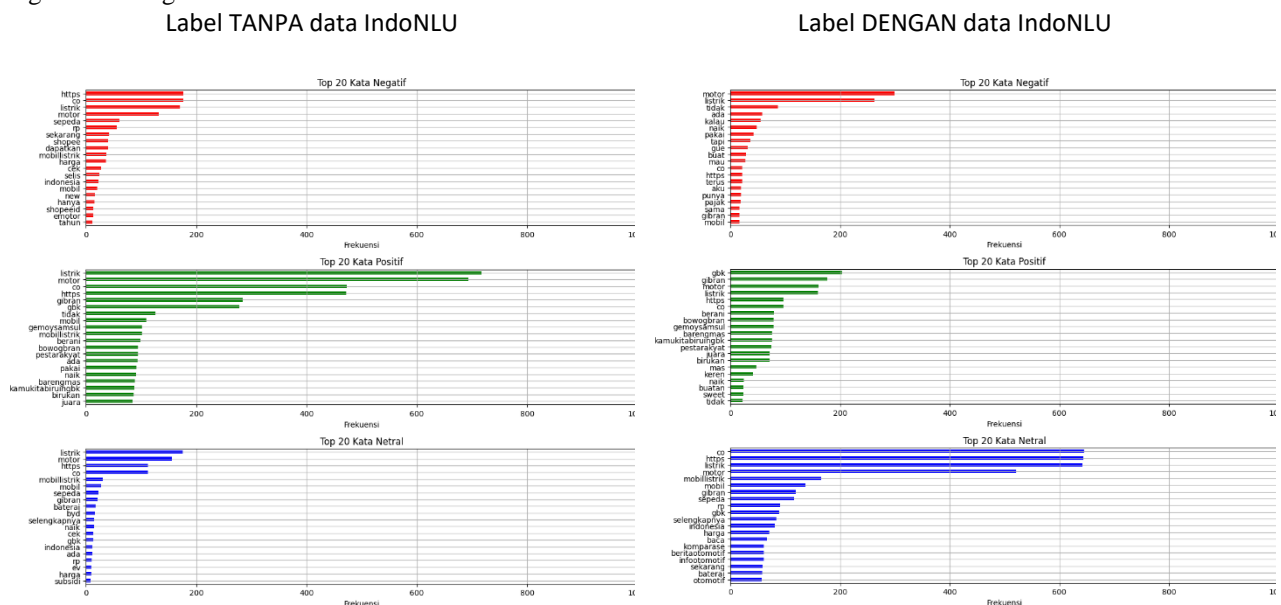


Gambar 2. Perbandingan Label Sentimen

Hasil pelabelan dari kedua metode menunjukkan bahwa model yang tidak dilatih menggunakan data IndoNLU cenderung memberikan label Positif pada tweet. Sementara itu, model yang dilatih menggunakan data IndoNLU lebih sering memberikan label Netral pada tweet.

3.2 Exploratory Data Analysis (EDA)

Dalam upaya untuk mendapatkan pemahaman yang lebih mendalam tentang data, salah satu pendekatan yang dapat diambil adalah melalui visualisasi. Pada Gambar 3, terlihat perbandingan frekuensi kata-kata yang sering muncul pada setiap kategori label. Perbandingan ini dilakukan antara model yang dilatih tanpa menggunakan data IndoNLU dan model yang dilatih dengan data IndoNLU.



Gambar 3. Frekuensi Kata Setiap Kategori Label

Gambar 3 menunjukkan bahwa kata 'listrik' memiliki frekuensi kemunculan yang paling tinggi di label Positif dan Netral dalam proses labeling yang tidak melibatkan data dari IndoNLU. Hal ini memberikan wawasan yang menarik terkait dengan kata-kata yang memiliki pengaruh signifikan pada masing-masing kategori label.

3.5 Split Data

Dalam penelitian ini, data dibagi menjadi tiga bagian sebelum digunakan dalam proses pemodelan. Sebanyak 80% dari total data digunakan untuk training, 10% untuk testing, dan 10% lagi untuk validasi. Dengan demikian, dari 1000 data yang tersedia, 800 data digunakan untuk training, 100 data untuk testing, dan 100 data sisanya untuk validasi.

3.6 Modeling

Pada tahap pemodelan ini, akan digunakan dua model berbeda untuk membandingkan kinerjanya. Model pertama adalah model yang tidak dilatih dengan data dari IndoNLU, sedangkan model kedua adalah model yang sebelumnya sudah dilatih dengan data IndoNLU. Kedua model ini akan dievaluasi menggunakan pre-trained model IndoBERT.

Akan digunakan optimizer *Adam* dengan *learning rate* sebesar $3e-6$ (0.000003) dan melakukan pelatihan selama lima *epoch*. Dengan menggunakan dua model yang berbeda dan parameter yang sama, dapat membandingkan kinerja keduanya dalam tugas yang sama.

3.7 Evaluasi

Setelah proses pemodelan selesai, nilai dari setiap metrik evaluasi akan terlihat. Tabel 2 dan Tabel 3 menampilkan perbandingan nilai metrik evaluasi untuk setiap epoch.

Tabel 2. Nilai Metrik model TANPA data IndoNLU

| | Training | | | | Validasi | | | |
|---------|----------|-----------|--------|----------|----------|-----------|--------|----------|
| | Accuracy | Precision | Recall | F1-Score | Accuracy | Precision | Recall | F1-Score |
| Epoch 1 | 0.69 | 0.70 | 0.39 | 0.38 | 0.72 | 0.24 | 0.33 | 0.28 |
| Epoch 2 | 0.72 | 0.78 | 0.44 | 0.44 | 0.79 | 0.77 | 0.52 | 0.56 |
| Epoch 3 | 0.81 | 0.84 | 0.62 | 0.68 | 0.80 | 0.73 | 0.58 | 0.62 |
| Epoch 4 | 0.86 | 0.85 | 0.74 | 0.78 | 0.81 | 0.75 | 0.64 | 0.68 |
| Epoch 5 | 0.90 | 0.91 | 0.83 | 0.86 | 0.82 | 0.76 | 0.67 | 0.70 |

Tabel 3. Nilai Metrik model DENGAN data IndoNLU

| | Training | | | | Validasi | | | |
|---------|----------|-----------|--------|----------|----------|-----------|--------|----------|
| | Accuracy | Precision | Recall | F1-Score | Accuracy | Precision | Recall | F1-Score |
| Epoch 1 | 0.95 | 0.94 | 0.93 | 0.94 | 0.96 | 0.95 | 0.96 | 0.95 |
| Epoch 2 | 0.97 | 0.97 | 0.96 | 0.97 | 0.98 | 0.97 | 0.99 | 0.98 |
| Epoch 3 | 0.98 | 0.97 | 0.97 | 0.97 | 0.99 | 0.98 | 0.99 | 0.99 |
| Epoch 4 | 0.99 | 0.99 | 0.99 | 0.99 | 0.97 | 0.96 | 0.96 | 0.96 |
| Epoch 5 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 0.98 | 0.98 | 0.98 | 0.98 |

Tabel 4. Uji Coba Teks Baru

| Teks Baru | Model TANPA data IndoNLU | | Model DENGAN data IndoNLU | |
|---|--------------------------|------------|---------------------------|------------|
| | Label | Persentase | Label | Persentase |
| Motor listrik sangat bagus, tapi harganya mahal | Positif | 90.998% | Negatif | 98.542% |

Dari perbandingan nilai metrik antara kedua model, terlihat bahwa model yang telah dilatih dengan data IndoNLU menunjukkan akurasi yang tinggi dan konsisten pada setiap metrik evaluasi di setiap epoch. Tabel 4 juga menunjukkan bahwa model yang dilatih dengan data IndoNLU lebih tepat dalam memprediksi sentimen pada teks baru karena mampu memahami konteks teks dengan lebih baik.

4. KESIMPULAN

Dalam penelitian ini, dilakukan analisis sentimen terkait kendaraan listrik yang diposting oleh pengguna X di Indonesia menggunakan metode IndoBERT. Dua model berbeda dibandingkan, yakni model yang dilatih tanpa data dari IndoNLU dan model yang dilatih menggunakan data tersebut.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model yang dilatih dengan data IndoNLU memberikan kinerja yang lebih baik dalam memprediksi sentimen pada teks tweet. Evaluasi metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score menunjukkan peningkatan yang signifikan pada model dengan data IndoNLU, serta lebih konsisten dalam setiap epoch.

Lebih lanjut, model yang dilatih dengan data IndoNLU menunjukkan kemampuan yang lebih baik dalam memahami konteks teks, seperti yang terlihat pada uji coba teks baru. Dengan memberikan label yang lebih tepat pada teks baru, model tersebut menunjukkan tingkat kepercayaan yang lebih tinggi dalam menentukan sentimen.

Dengan demikian, kesimpulan dari penelitian ini adalah bahwa penggunaan data IndoNLU dalam melatih model IndoBERT dapat meningkatkan kinerja model dalam analisis sentimen terkait kendaraan listrik pada platform media sosial X di Indonesia. Hal ini memberikan kontribusi yang signifikan dalam pemahaman terhadap pandangan dan opini masyarakat terkait kendaraan listrik, serta dapat menjadi dasar penting dalam pengembangan kebijakan dan strategi pemasaran di industri kendaraan listrik di Indonesia.

UCAPAN TERIMAKASIH

Terima kasih disampaikan kepada pihak-pihak yang telah mendukung terlaksananya penelitian ini.

REFERENCES

- [1] F. V. Sari dan A. Wibowo, "ANALISIS SENTIMEN PELANGGAN TOKO ONLINE JD.ID MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES CLASSIFIER BERBASIS KONVERSI IKON EMOSI," *Jurnal SIMETRIS*, vol. 10, no. 2, 2019.
- [2] M. Furqan, S. Sriani, dan M. N. Shidqi, "Chatbot Telegram Menggunakan Natural Language Processing," *Walisongo Journal of Information Technology*, vol. 5, no. 1, hlm. 15–26, Jun 2023, doi: 10.21580/wjit.2023.5.1.14793.
- [3] S. Dharmawan,) Viny, C. Mawardi,) Novario, dan J. Perdana, "Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi Klasifikasi Ujaran Kebencian Menggunakan Metode FeedForward Neural Network (IndoBERT)."
- [4] T. Iskandar Zulkarnain Maulana Putra, A. Farhan Bukhori, dan Ilmu Pengetahuan Alam, dan U. Gajah Mada, "Model Klasifikasi Berbasis Multiclass Classification dengan Kombinasi Indobert Embedding dan Long Short-Term Memory untuk Tweet Berbahasa Indonesia (Classification Model Based on Multiclass Classification with a Combination of Indobert Embedding and Long Short-Term Memory for Indonesian-language Tweets)," *Jurnal Ilmu Siber dan Teknologi Digital (JISTED)*, vol. 1, no. 1, hlm. 1–28, 2022, doi: 10.35912/jisted.v1i1.1509.
- [5] S. Imron, E. I. Setiawan, dan J. Santoso, "Deteksi Aspek Review E-Commerce Menggunakan IndoBERT Embedding dan CNN," *Journal of Intelligent System and Computation*, vol. 5, no. 1, hlm. 10–16, Apr 2023, doi: 10.52985/insyst.v5i1.267.
- [6] "X Pusat Bantuan." Diakses: 26 Februari 2024. [Daring]. Tersedia pada: <https://help.twitter.com/id/resources/new-user-faq>
- [7] Cindy Mutia Annur, "Ada 27 Juta Pengguna Twitter di Indonesia, Terbanyak ke-4 Global," *databoks*, 28 November 2023.
- [8] W. S. Development & Security, "Data Scraping : Definisi, Cara Kerja dan 2 Tipe/Jenisnya," IDCloudHost.
- [9] R. Mayasari, B. Nugraha, A. Ratna Juwita, dan N. Heryana, "Analisis Produktifitas Padi di Pulau Sumatera menggunakan Exploratory Data Analysis (EDA)."
- [10] I. Hidayat, T. Elektro, R. Deddy, R. Dako, dan J. Ilham, "Analisis Data Eksploratif Capaian Indikator Kinerja Utama 3 Fakultas Teknik," *Jambura Journal of Electrical and Electronics Engineering*, vol. 185.
- [11] Siti Khadijah Azzukhruf Firdausi, "4 Tahap Preprocessing Data, Beserta Penjelasan & Studi Kasus," *dibimbing.id*. Diakses: 26 Februari 2024. [Daring]. Tersedia pada: <https://dibimbing.id/blog/detail/mengenal-apa-itu-tahap-preprocessing-data>
- [12] Alexander S. Gillis, "data splitting," TechTarget. Diakses: 26 Februari 2024. [Daring]. Tersedia pada: <https://www.techtarget.com/searchenterpriseai/definition/data-splitting>
- [13] "Splitting Data: Pengertian, Fungsi, Cara Kerja," DIVIDEDIGITAL. Diakses: 26 Februari 2024. [Daring]. Tersedia pada: <https://divedigital.id/splitting-data/>
- [14] Coursera Staff, "Machine Learning Models: What They Are and How to Build Them," Coursera. Diakses: 26 Februari 2024. [Daring]. Tersedia pada: <https://www.coursera.org/articles/machine-learning-models>
- [15] Gifa Delyani Nursyafitri, "Data Scientist : Analisa Pengujian & Evaluasi Model," DQLab. Diakses: 26 Februari 2024. [Daring]. Tersedia pada: <https://dqlab.id/data-scientist--analisa-pengujian-and-evaluasi-model>
- [16] Resika Arthana, "Mengenal Accuracy, Precision, Recall dan Specificity serta yang diprioritaskan dalam Machine Learning," Medium. Diakses: 26 Februari 2024. [Daring]. Tersedia pada: <https://rey1024.medium.com/mengenal-accuracy-precision-recall-dan-specificity-seerta-yang-diprioritaskan-b79ff4d77de8>