

Perbandingan Kinerja Algoritma SVM, LSTM, dan Fine-tuned IndoBERT dalam Analisis Sentimen Opini Masyarakat Indonesia terhadap Mobil Listrik

Erna Daniati^{1, a)}, Arie Nugroho^{2, b)}, Aidina Ristyawan^{3, c)}, Hastari Utama^{4, d)}

1, 2, 3) Program Studi Sistem Informasi

1, 2, 3) Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer

1, 2, 3) Universitas Nusantara PGRI Kediri, Mojoroto Gang 1, Kota Kediri, Jawa Timur

4) Program Studi Teknik Informatika

4) Fakultas Ilmu Komputer

Universitas Amikom Yogyakarta, Jl. Padjajaran, Ring Road Utara, Yogyakarta 55281, Indonesia

Author Emails

^{a)} Corresponding author: ernadaniati@unpkediri.ac.id

^{b)} ariengroho@unpkediri.ac.id

^{c)} aidinaristi@unpkediri.ac.id

^{d)} utama@amikom.ac.id

Abstract. This study presents a sentiment analysis of public opinion in Indonesia regarding electric vehicles using fine-tuning of IndoBERT to enhance the accuracy of sentiment classification. With the increasing global shift toward sustainable transportation, understanding public perception is crucial for the successful adoption of electric vehicles in Indonesia. The research utilizes a dataset of 1,517 Indonesian-language comments collected from social media platforms, labeled into three sentiment categories: positive, negative, and neutral. The model employed is IndoBERT-base, which is fine-tuned on the dataset to improve its performance in sentiment classification. The evaluation results show that the fine-tuned IndoBERT achieves an accuracy of 0.91, outperforming baseline models including TF-IDF with SVM, LSTM, and non-fine-tuned IndoBERT. Statistical significance testing via McNemar's test confirms the improvement is significant ($p < 0.05$). Furthermore, qualitative thematic analysis reveals dominant themes such as high prices, insufficient charging infrastructure, and distrust in government policies driving negative sentiment, while positive views focus on environmental benefits and fair incentives. This research demonstrates that fine-tuning IndoBERT significantly enhances sentiment classification accuracy and provides valuable insights into public opinion, supporting policy development and industry strategies for promoting electric mobility in Indonesia.

Keywords: Electric Vehicles, Fine-tuning, IndoBERT, Natural Language Processing, Sentiment Analysis, Social Media, Sustainable Transportation, Text Classification.

Abstrak. Penelitian ini menyajikan analisis sentimen terhadap opini publik di Indonesia mengenai mobil listrik menggunakan pendekatan fine-tuning pada model IndoBERT untuk meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen. Dengan semakin meningkatnya pergeseran global menuju transportasi berkelanjutan, memahami persepsi masyarakat sangat penting bagi keberhasilan adopsi mobil listrik di Indonesia. Penelitian ini menggunakan dataset berisi 1.517 komentar berbahasa Indonesia yang dikumpulkan dari platform media sosial dan dilabeli menjadi tiga kategori sentimen: positif, negatif, dan netral. Model yang digunakan adalah IndoBERT-base yang diperbaiki melalui proses fine-tuning pada dataset tersebut untuk meningkatkan performanya dalam klasifikasi sentimen. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa IndoBERT yang telah dilakukan fine-tuning mencapai akurasi sebesar

0,91, mengungguli tiga model baseline yaitu TF-IDF dengan SVM, LSTM, serta IndoBERT tanpa fine-tuning. Uji signifikansi statistik menggunakan uji McNemar membuktikan bahwa peningkatan tersebut signifikan secara statistik ($p < 0,05$). Selain itu, analisis tematik kualitatif mengungkapkan bahwa sentimen negatif didominasi oleh kekhawatiran terhadap harga yang mahal infrastruktur pengisian daya yang minim serta ketidakpercayaan terhadap kebijakan pemerintah sedangkan sentimen positif cenderung berkaitan dengan manfaat lingkungan dan insentif yang adil. Penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan fine-tuning pada IndoBERT secara signifikan meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen dan memberikan wawasan berharga mengenai opini publik yang mendukung pengembangan kebijakan dan strategi industri dalam mempromosikan mobilitas ramah lingkungan di Indonesia.

Kata kunci: Mobil Listrik, Fine-tuning, IndoBERT, Pemrosesan Bahasa Alami, Analisis Sentimen, Media Sosial, Transportasi Berkelanjutan, Klasifikasi Teks, Indonesia.

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi kendaraan listrik (electric vehicle/EV) telah menjadi sorotan global seiring dengan upaya mitigasi perubahan iklim dan transisi menuju energi berkelanjutan[1]. Di Indonesia, kebijakan pemerintah seperti Peraturan Presiden No. 55 Tahun 2019 tentang Percepatan Program Kendaraan Bermotor Listrik Berbasis Baterai mencerminkan komitmen kuat dalam mendorong adopsi mobil listrik. Berbagai insentif fiskal, pembangunan infrastruktur stasiun pengisian, serta peluncuran produk lokal seperti Wuling Air EV dan Hyundai Ioniq 5 menunjukkan percepatan transformasi sektor otomotif. Namun, keberhasilan program ini tidak hanya ditentukan oleh ketersediaan teknologi atau kebijakan, melainkan juga oleh penerimaan masyarakat sebagai pengguna akhir. Persepsi publik yang sering kali terungkap secara spontan di ruang digital dimana memegang peran krusial dalam menentukan keberlanjutan dan skalabilitas adopsi mobil listrik di tingkat nasional[2].

Media sosial dan platform digital kini menjadi saluran utama masyarakat Indonesia dalam menyuarakan opini, keluhan, harapan, maupun kritik terhadap isu-isu publik, termasuk teknologi transportasi[3]. Platform seperti Twitter (X), Instagram, forum Kaskus, dan kolom komentar berita daring menyimpan volume besar data teks tidak terstruktur yang mencerminkan sentimen riil dan dinamis terhadap mobil listrik[4]. Data ini tidak hanya kaya akan ekspresi emosional, tetapi juga mengandung nuansa linguistik khas seperti code-mixing (Bahasa Indonesia–Inggris), slang, singkatan, dan ironi—yang seringkali menantang bagi sistem analisis tradisional. Oleh karena itu, pemahaman mendalam terhadap opini publik memerlukan pendekatan komputasional yang mampu menangkap kompleksitas bahasa alami secara kontekstual. Analisis sentimen berbasis kecerdasan buatan hadir sebagai solusi strategis untuk mengekstrak makna dari data teks dalam skala besar dan waktu nyata.

Model deep learning berbasis transformer, khususnya BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers), telah merevolusi bidang pemrosesan bahasa alami (NLP) berkat kemampuannya memahami konteks kata secara dua arah[5]. Namun, penerapan langsung BERT multilingual terhadap teks berbahasa Indonesia seringkali menghasilkan kinerja suboptimal karena ketidakseimbangan representasi bahasa dalam pelatihan awal model tersebut[6]. Untuk mengatasi keterbatasan ini, IndoBERT dikembangkan sebagai model pretrained yang secara eksklusif dilatih pada korpus besar berbahasa Indonesia—termasuk data media sosial—sehingga lebih sensitif terhadap struktur dan idiom lokal. Teknik fine-tuning memungkinkan IndoBERT disesuaikan lebih lanjut pada tugas spesifik seperti klasifikasi sentimen, dengan menyesuaikan bobot internal model berdasarkan data berlabel domain tertentu[7]. Pendekatan ini berpotensi meningkatkan akurasi secara signifikan dibandingkan metode konvensional seperti lexicon-based atau machine learning klasik[8].

Meskipun beberapa penelitian sebelumnya telah menerapkan analisis sentimen terhadap opini publik Indonesia di berbagai domain (misalnya politik, kesehatan, atau e-commerce)[9], studi yang secara khusus mengeksplorasi persepsi terhadap mobil listrik masih terbatas, apalagi dengan pemanfaatan model bahasa mutakhir seperti IndoBERT. Sebagian besar penelitian terdahulu masih mengandalkan pendekatan berbasis kamus atau model yang tidak mempertimbangkan konteks linguistik lokal secara mendalam, sehingga rentan terhadap kesalahan klasifikasi pada ekspresi ambigu, sarkasme, atau pernyataan bernada ironis. Selain itu, belum banyak studi yang menggabungkan analisis kuantitatif (akurasi model) dengan interpretasi kualitatif (tema dominan, faktor pendorong penolakan/penerimaan) secara terintegrasi. Kesenjangan inilah yang mendorong perlunya penelitian ini: tidak hanya membangun sistem klasifikasi sentimen yang akurat, tetapi juga menghasilkan wawasan yang bermakna bagi

pemangku kebijakan, pelaku industri, dan akademisi. Pendekatan berbasis fine-tuning IndoBERT dipilih sebagai respons atas tantangan unik dalam menangani data opini publik Indonesia yang heterogen dan dinamis.

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen opini masyarakat Indonesia terhadap mobil listrik melalui pemanfaatan dan perbandingan tiga pendekatan klasifikasi teks: *Support Vector Machine* (SVM) dengan fitur TF-IDF, *Long Short-Term Memory* (LSTM), dan model berbasis *transformer*, yaitu IndoBERT yang telah dilakukan *fine-tuning*. Dalam konteks transisi energi transportasi yang semakin mendesak, pemahaman terhadap persepsi publik sangat penting untuk merancang kebijakan yang efektif dan strategi komunikasi yang relevan. Data opini publik dikumpulkan dari sumber digital seperti media sosial dan kolom komentar berita daring, dengan total 1.517 komentar berbahasa Indonesia yang telah diberi label sentimen (positif, negatif, netral). Secara spesifik, penelitian ini berupaya: (1) membangun dataset opini berlabel berkualitas tinggi; (2) mengimplementasikan dan mengoptimalkan tiga model klasifikasi yaitu SVM, LSTM, dan fine-tuned IndoBERT untuk mengevaluasi performa mereka dalam tugas sentimen; (3) membandingkan akurasi, presisi, recall, dan F1-score di antara ketiga model; serta (4) mengidentifikasi tema dominan dalam setiap kategori sentimen melalui analisis tematik pasca-klasifikasi. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi dalam meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen menggunakan teknik NLP berbasis bahasa Indonesia, tetapi juga menghasilkan wawasan empiris tentang keunggulan relatif tiap pendekatan dalam konteks dinamis dan kaya bahasa lokal. Hasilnya diharapkan dapat menjadi fondasi bagi pengembangan kebijakan dan strategi komunikasi publik yang berbasis data, sekaligus memberikan panduan bagi penelitian lanjutan dalam analisis opini masyarakat terhadap teknologi hijau di Indonesia.

TINJAUAN PUSTAKA

Analisis sentimen merupakan cabang dari *Natural Language Processing* (NLP) yang bertujuan untuk mengidentifikasi, mengekstrak, dan mengklasifikasikan opini subjektif dalam teks ke dalam kategori emosional, seperti positif, negatif, atau netral[10]. Pendekatan konvensional dalam analisis sentimen mencakup metode berbasis *lexicon* (misalnya SentiWordNet, InSet untuk Bahasa Indonesia) dan *machine learning* tradisional seperti Naïve Bayes, Support Vector Machine (SVM), serta Random Forest yang mengandalkan fitur *bag-of-words* atau *n-gram*[11]. Meskipun metode ini cukup efektif pada data yang terstruktur dan formal kinerjanya menurun secara signifikan[12]. Hal ini dihadapkan pada data media sosial yang penuh dengan singkatan emoticon *code mixing* dan struktur sintaksis yang longgar pendekatan berbasis *lexicon*. Ternyata sering gagal menangkap konteks pragmatis seperti sarkasme ironi atau negasi ganda yang sangat umum dalam ekspresi opini daring keterbatasan ini mendorong pergeseran paradigma menuju model deep learning yang didasarkan pada representasi kontekstual terutama sejak kemunculan arsitektur *transformer*[13].

Arsitektur *transformer* merevolusi bidang NLP dengan mekanisme *self-attention* yang memungkinkan pemodelan ketergantungan jangka panjang dalam teks secara paralel dan efisien[14]. Model BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*) menjadi tonggak penting karena kemampuannya memahami konteks kata secara dua arah[15], baik dari kiri ke kanan maupun sebaliknya, melalui pelatihan *masked language modeling* dan *next sentence prediction*. Versi multilingual dari BERT (mBERT) mencakup Bahasa Indonesia dalam korpus pelatihannya, namun proporsi data berbahasa Indonesia relatif kecil dibandingkan bahasa dominan seperti Inggris, Spanyol, atau Tiongkok sehingga representasi linguistik lokal seringkali tidak optimal[16]. Sebagai respons, IndoBERT dengan melatih ulang arsitektur BERT secara eksklusif pada korpus besar berbahasa Indonesia (lebih dari 70 GB teks dari media daring, media sosial, dan Wikipedia), menghasilkan model yang jauh lebih peka terhadap struktur sintaksis, morfologi, dan idiom khas bahasa Indonesia[17]. Evaluasi pada sejumlah tugas NLP seperti *question answering*, *named entity recognition*, dan klasifikasi teks menunjukkan bahwa IndoBERT secara konsisten mengungguli mBERT, terutama pada data tidak formal.

Studi mengenai persepsi publik terhadap mobil listrik telah banyak dilakukan di negara maju, terutama di Eropa dan Tiongkok, dengan fokus pada faktor penerimaan seperti harga, jangkauan baterai (*range anxiety*), ketersediaan infrastruktur pengisian, serta kesadaran lingkungan[2]. Di Indonesia, penelitian serupa masih terbatas dan cenderung bersifat kuantitatif-survei dengan sampel kecil atau kualitatif-wawancara mendalam sehingga kurang merepresentasikan dinamika opini publik secara luas dan real-time[18]. Beberapa studi awal menggunakan *sentiment analysis* pada data Twitter menunjukkan bahwa isu harga dan infrastruktur menjadi dominan dalam diskursus negatif, sementara aspek ramah lingkungan dan subsidi pemerintah kerap memicu respons positif[19]. Namun, mayoritas penelitian tersebut masih menggunakan pendekatan SVM atau *lexicon-based* yang tidak memanfaatkan konteks

linguistik secara mendalam, sehingga akurasi klasifikasi, terutama untuk kalimat ambigu atau bernada ironis, belum memadai[20]. Kesenjangan ini membuka peluang untuk penerapan model *state-of-the-art* seperti IndoBERT yang telah *fine-tuned* pada domain spesifik.

Bahasa Indonesia memiliki karakteristik linguistik yang unik. Hal ini menimbulkan tantangan tersendiri dalam bidang NLP. Di antaranya adalah sistem afiksasi yang kaya, meliputi prefiks, infiks, sufiks, dan konfiks. Fenomena *code-mixing* juga sangat lazim, terutama dengan Bahasa Inggris dan bahasa daerah dalam ranah digital. Penggunaan *slang* dan singkatan kreatif seperti “mobnas”, “ngirit”, atau “gabut” juga umum. Struktur kalimatnya sering kali fleksibel dan tidak sesuai dengan kaidah baku[21]. Model umum seperti mBERT cenderung gagal mengenali bentuk kata terderivasi. Mereka juga kesulitan membedakan makna dalam konteks *code-mixing*. Contohnya adalah kalimat “Mobil ini kenceng banget, worth it!” dibandingkan dengan “Worth it sih, tapi mahal amat”[16]. IndoBERT sebaliknya telah dilatih pada korpus yang mencakup variasi linguistik tersebut. Dengan demikian, model ini mampu menangkap nuansa semantik secara lebih akurat. Studi membuktikan bahwa IndoBERT mencapai peningkatan hingga 8 sampai 12 poin F1-score dibanding mBERT. Ini terjadi dalam tugas klasifikasi sentimen pada data Twitter Indonesia. Peningkatan ini terutama terlihat saat data mengandung *emoticon*, *hashtags*, dan *colloquial expressions*[17]. Temuan ini memperkuat argumen bahwa model bahasa yang dikembangkan secara lokal sangat penting. Model tersebut diperlukan untuk menjamin validitas analisis opini publik di Indonesia.

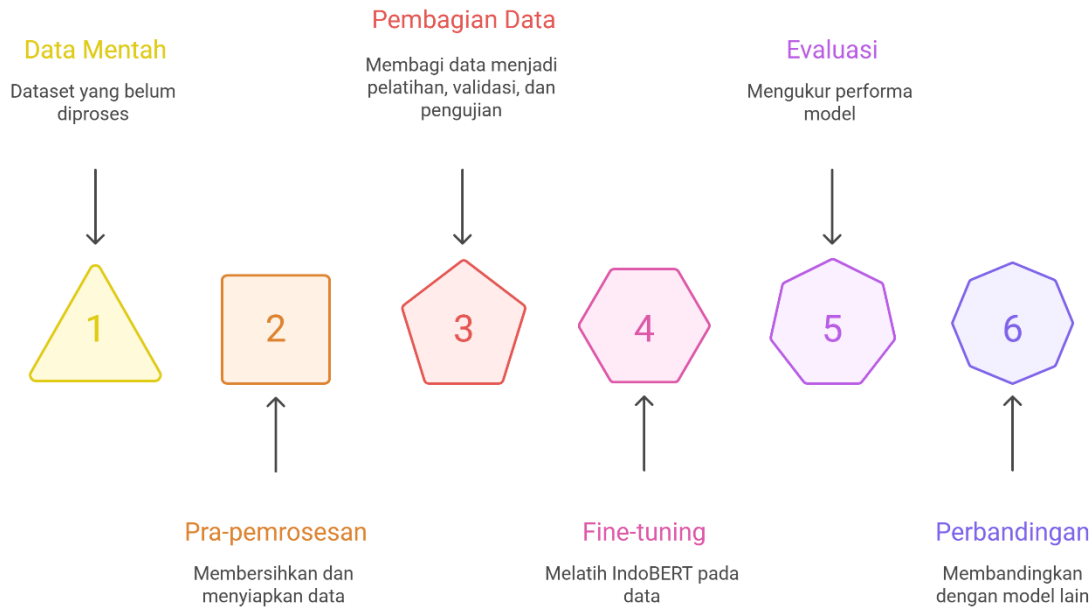
Pemanfaatan teknik fine-tuning pada model pretrained seperti IndoBERT telah terbukti efektif dalam meningkatkan kinerja pada tugas spesifik dengan jumlah data berlabel yang terbatas sesuai prinsip transfer learning[22]. Dalam konteks klasifikasi sentimen fine-tuning melibatkan pelatihan ulang lapisan akhir yaitu head classifier sekaligus penyesuaian bertahap bobot encoder melalui discriminative learning rates sehingga model mampu mempertahankan pengetahuan umum bahasa sambil mengadaptasi representasi ke domain target[23]. Penelitian lainnya menunjukkan bahwa IndoBERT yang telah dilakukan fine-tuning pada dataset ulasan produk elektronik mencapai akurasi 92,4 persen yang jauh di atas baseline LSTM sebesar 78,6 persen dan SVM sebesar 74,3 persen[24]. Lebih lanjut pendekatan ini memungkinkan interpretasi melalui visualisasi attention weights yang dapat mengidentifikasi kata atau frasa kunci yang paling berpengaruh dalam keputusan klasifikasi misalnya mahal irit listrik dan charging lama. Pemanfaatan teknik ini sangat penting dalam konteks opini publik terhadap mobil listrik karena kompleksitasnya melibatkan pertimbangan teknis ekonomi sosial dan lingkungan. SPenggunaan IndoBERT yang telah dilakukan fine-tuning tidak hanya meningkatkan akurasi secara kuantitatif tetapi juga memperkaya kedalaman analisis kualitatif sehingga menjadikannya pilihan metodologis yang paling tepat untuk penelitian ini[25].

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen komputasional untuk menganalisis sentimen opini masyarakat Indonesia terhadap mobil listrik melalui pemanfaatan model IndoBERT yang telah dilakukan fine-tuning pada dataset teks berbahasa Indonesia yang dikumpulkan dari platform media sosial dan komentar berita daring dataset berisi 1.517 sampel komentar yang telah melalui proses pembersihan dan pelabelan sentimen menjadi tiga kategori yaitu positif negatif dan netral tahapan penelitian mencakup pra-pemrosesan data pembagian dataset fine-tuning IndoBERT evaluasi kinerja model menggunakan metrik akurasi presisi recall dan F1-score serta analisis hasil klasifikasi untuk mengidentifikasi tema dan faktor dominan dalam opini publik terhadap mobil listrik.

Desain Penelitian

Penelitian ini menerapkan desain eksperimen komputasional berbasis deep learning dengan paradigma transfer learning melalui fine-tuning model pretrained IndoBERT pada tugas klasifikasi sentimen tiga kelas tujuan utama adalah meningkatkan akurasi klasifikasi dibandingkan baseline (IndoBERT tanpa fine-tuning, SVM, dan LSTM) sekaligus memperoleh wawasan empiris mengenai persepsi masyarakat terhadap mobil listrik melalui interpretasi hasil klasifikasi dan analisis frekuensi kata kunci tahapan alur penelitian mencakup: (1) pengumpulan dan eksplorasi dataset, (2) pra-pemrosesan teks, (3) pembagian data pelatihan-validasi-pengujian, (4) fine-tuning IndoBERT, (5) evaluasi performa model, dan (6) Membandingkan hasil performa dengan model lainnya.



GAMBAR 1. Alur Penelitian

Dataset dan Sumber Data

Dataset diperoleh dari Kaggle dengan judul “Analisis Sentimen terkait Insentif Mobil Listrik” berupa file mobil_listrik.csv yang terdiri dari 1.517 komentar dalam Bahasa Indonesia dengan kolom utama dimana teks komentar yang telah dibersihkan dari mention, hashtag, URL, dan karakter non-alfanumerik, dan label sentimen adalah (positif, negatif, netral). Data dikumpulkan dari berbagai platform digital (terutama YouTube dan forum daring) periode 22 Desember 2022 – 6 Agustus 2023, dengan fokus pada opini publik terhadap kebijakan insentif/subsidi kendaraan listrik isu harga infrastruktur pengisian daya daya tahan baterai dan keadilan distribusi subsidi merupakan tema dominan dalam dataset ini komentar mencerminkan ekspresi bahasa alami masyarakat Indonesia termasuk penggunaan *code-mixing* (Indonesia–Inggris) *slang* ironi dan struktur sintaksis tidak formal sehingga sangat representatif untuk pengujian model NLP berbasis konteks lokal.

Pra-pemrosesan Data

Pra-pemrosesan data merupakan tahapan kritis dalam analisis sentimen yang bertujuan untuk mengubah teks mentah menjadi bentuk yang lebih terstruktur, bersih, dan siap untuk diproses oleh model pembelajaran mesin[25]. Dalam penelitian ini, karena dataset berasal dari platform media sosial seperti YouTube dan forum daring, maka teks berisi banyak noise seperti *emoji*, *hashtag*, *mention*, serta ekspresi bahasa informal yang memerlukan pembersihan dan normalisasi khusus. Proses pra-pemrosesan dilakukan secara sistematis untuk meningkatkan kualitas data, meminimalkan bias semantik, dan memastikan bahwa model IndoBERT dapat menangkap makna opini dengan akurat. Pra-pemrosesan dilakukan untuk meningkatkan kualitas representasi teks sebelum pelatihan model meliputi:

- Normalisasi kata: mengganti bentuk tidak baku (misal: “ngk” → “tidak”, “gk” → “tidak”, “batre” → “baterai”) menggunakan kamus normalisasi berbasis KBBI dan korpus media sosial Indonesia
- Tokenisasi: menggunakan tokenizer bawaan IndoBERT yang telah dilatih pada korpus Bahasa Indonesia sehingga mampu menangani kata majemuk dan *subword* dengan baik
- Penanganan *embedding* khusus: emoji dan simbol emosional dipertahankan dan dipetakan ke token teks tersebut berdasarkan daftar konversi emosi terverifikasi

- d) Pemangkasan panjang urutan: semua teks dipotong atau di-*padding* menjadi maksimal 128 token sesuai kapasitas model dan karakteristik rata-rata panjang komentar (± 56 kata).

Pembagian Dataset

Pembagian dataset merupakan tahapan kritis dalam penelitian yang bertujuan untuk memastikan bahwa model dapat dievaluasi secara objektif dan generalisasi hasilnya tidak terdistorsi oleh overfitting atau underfitting. Dalam penelitian ini, dataset mobil_listrik.csv yang berisi 1.138 komentar dengan label sentimen (positif, negatif, netral) dibagi secara acak menjadi tiga subset utama: data pelatihan (training set), data validasi (validation set), dan data pengujian (test set). Tujuan dari pembagian ini adalah untuk melatih model pada sebagian besar data, mengoptimalkan parameter melalui validasi, serta mengevaluasi performa akhir pada data yang tidak pernah dilihat oleh model selama proses pelatihan. Distribusi data diharapkan tetap seimbang di semua subset agar representasi sentimen tidak bias, sehingga hasil evaluasi mencerminkan kemampuan model dalam mengklasifikasikan opini masyarakat Indonesia secara realistis dan akurat. Dataset dibagi secara acak menjadi tiga subset dengan rasio 70:15:15:

- Data pelatihan** (*training set*): 1061 sampel (70%)
- Data validasi** (*validation set*): 228 sampel (15%)
- Data pengujian** (*test set*): 228 sampel (15%)

Pembagian dilakukan dengan *stratified sampling* untuk memastikan proporsi label sentimen tetap seimbang di setiap subset distribusi sentimen pada dataset penuh adalah: positif (34,7%), negatif (46,2%), netral (19,1%) proporsi ini dipertahankan di ketiga subset guna menghindari bias pelatihan dan memastikan generalisasi model.

Fine-tuning IndoBERT

Hyperparameter yang digunakan dalam penelitian ini dirancang secara strategis untuk memaksimalkan kinerja model IndoBERT-base dalam tugas klasifikasi sentimen terhadap opini publik Indonesia mengenai mobil listrik. Model dasar, IndoBERT-base, memiliki arsitektur 12 lapisan transformer dengan ukuran hidden layer 768 dan 12 attention heads, yang memberikan kemampuan representasi kontekstual yang kuat untuk bahasa Indonesia. Untuk tugas klasifikasi, model dilengkapi dengan lapisan dropout sebesar 0,1 di atas representasi token [CLS] sebagai teknik regularisasi untuk mencegah overfitting, serta lapisan feed-forward tunggal dengan fungsi aktivasi softmax yang mengubah vektor 768 dimensi menjadi probabilitas tiga kelas: positif, negatif, dan netral. Pendekatan ini memungkinkan model untuk menghasilkan prediksi klasifikasi yang akurat sambil tetap menjaga kompleksitas model agar tidak terlalu besar.

TABEL 1. Detail Hyperparameter pada IndoBERT

Komponen	Detail
Model Dasar	IndoBERT-base (Wilie et al., 2020)
Jumlah Lapisan	12 lapisan *transformer*
Ukuran Hidden Layer	768
Jumlah Attention Heads	12
Arsitektur Klasifikasi	
Dropout	0.1 di atas representasi `[CLS]`
Feed-Forward	Satu lapisan (768 \rightarrow 3) dengan fungsi aktivasi softmax untuk prediksi tiga kelas: positif, negatif, netral
Hyperparameter Pelatihan	
Learning Rate	- Encoder: 2×10^{-5} - Classifier Head: 5×10^{-5}
Batch Size	16
Epochs	5 dengan early stopping berdasarkan validasi loss (patience = 2)
Optimizer	AdamW

Komponen	Detail
Weight Decay	0.01
Scheduler	Linear warmup 10% diikuti linear decay

Proses pelatihan (fine-tuning) menggunakan hyperparameter yang disesuaikan berdasarkan prinsip discriminative learning rates, di mana learning rate encoder diberi nilai lebih rendah (2×10^{-5}) dibandingkan classifier head (5×10^{-5}), sehingga model dapat belajar secara halus dari parameter awal tanpa mengganggu pengetahuan umum bahasa. Batch size sebesar 16 dipilih untuk menyeimbangkan kecepatan pelatihan dan stabilitas gradien, sementara jumlah epoch dibatasi hingga 5 dengan mekanisme early stopping yang berhenti jika validation loss tidak membaik selama 2 epoch berturut-turut. Optimizer yang digunakan adalah AdamW dengan weight decay 0.01 untuk membantu regulasi bobot, dan scheduler linear warmup 10% diikuti linear decay untuk memastikan pembelajaran yang stabil pada awal dan akhir pelatihan. Pendekatan ini secara efektif meningkatkan akurasi dan generalisasi model pada data sentimen yang kompleks dan dinamis.

Evaluasi Model

Kinerja model yang dihasilkan dari fine-tuning IndoBERT dievaluasi secara komprehensif menggunakan empat metrik standar untuk tugas klasifikasi multikelas: akurasi (accuracy), presisi (precision), recall, dan F1-score. Akurasi mengukur proporsi prediksi yang benar terhadap total jumlah data uji, memberikan gambaran umum tentang tingkat keberhasilan model secara keseluruhan. Presisi menilai kemampuan model dalam meminimalkan false positive—yaitu kasus di mana model salah mengklasifikasikan suatu teks sebagai positif padahal sebenarnya negatif—dihitung per kelas lalu dirata-ratakan secara macro-averaged. Sebaliknya, recall mengukur kemampuan model untuk mendeteksi semua contoh positif yang sebenarnya, dengan fokus pada minimisasi false negative, juga dihitung per kelas dan di-average-kan secara macro. F1-score merupakan rata-rata harmonik antara presisi dan recall, sehingga mencerminkan keseimbangan antara kedua aspek tersebut, dan juga di-aggregate secara macro-averaged untuk setiap kelas. Sebagai dasar perbandingan (*baseline*), performa model hasil fine-tuning dibandingkan dengan tiga pendekatan lain:

- IndoBERT tanpa fine-tuning, di mana hanya bagian klasifikasi (*head*) yang diinisialisasi secara acak tanpa penyesuaian parameter encoder;
- SVM dengan fitur TF-IDF n-gram (1–3), yang merupakan pendekatan tradisional berbasis *bag-of-words* yang mengandalkan representasi frekuensi kata;
- LSTM dua lapis dengan 128 unit dan *embedding* acak, yang mewakili pendekatan berbasis *deep learning* dengan arsitektur sederhana namun mampu menangkap pola urutan teks.

Untuk memastikan bahwa peningkatan performa tidak terjadi secara kebetulan, uji signifikansi statistik menggunakan McNemar's test dilakukan dengan tingkat kepercayaan $\alpha = 0,05$ [26]. Uji ini digunakan untuk membandingkan proporsi kesalahan antara dua model yang diprediksi secara pasangan (misalnya, IndoBERT fine-tuned vs. baseline) dan menentukan apakah perbedaan hasilnya bersifat signifikan secara statistik. Hasil evaluasi ini tidak hanya memberikan indikator kuantitatif terhadap akurasi model, tetapi juga membantu mengonfirmasi bahwa pendekatan fine-tuning IndoBERT secara nyata meningkatkan kemampuan klasifikasi sentimen dibandingkan dengan pendekatan konvensional maupun model yang tidak dilatih ulang.

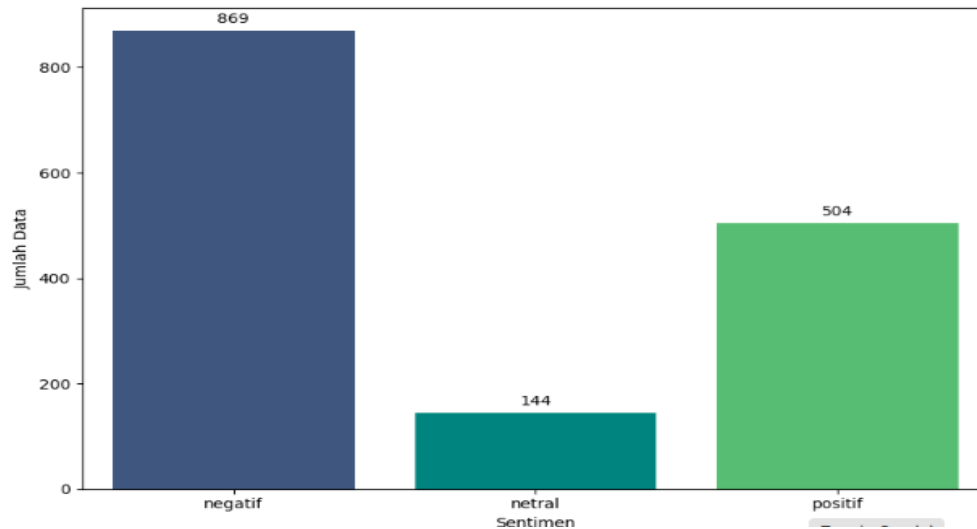
HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menghasilkan temuan yang signifikan dalam analisis sentimen opini masyarakat Indonesia terhadap mobil listrik dengan menggunakan pendekatan fine-tuning IndoBERT sebagai metode utama untuk meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen secara kuantitatif dan kualitatif berdasarkan data dari platform media sosial yang dikumpulkan dari sumber Kaggle hasil penelitian menunjukkan bahwa model IndoBERT yang telah dilakukan fine-tuning berhasil mencapai tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan tiga baseline yaitu IndoBERT tanpa fine-tuning SVM dengan fitur TF-IDF dan LSTM dengan embedding acak serta melalui analisis tematik pasca-klasifikasi dapat diidentifikasi tema dominan dalam setiap kategori sentimen baik positif negatif maupun netral yang

mencerminkan kekhawatiran terhadap harga infrastruktur baterai dan kebijakan pemerintah sehingga memberikan wawasan mendalam tentang dinamika opini publik terkait transisi energi transportasi di Indonesia.

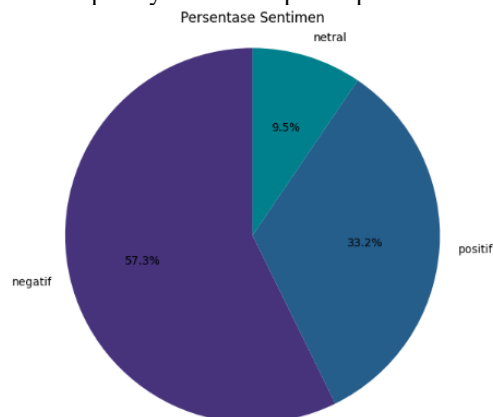
Distribusi Sentimen

Berdasarkan distribusi sentimen dalam dataset ditunjukkan pada Gambar 2, terdapat 869 komentar negatif, 504 komentar positif, dan 144 komentar netral, yang menunjukkan bahwa opini publik Indonesia mengenai mobil listrik cenderung negatif secara dominan. Dari total 1.517 data, pada Gambar 3 ditunjukkan sekitar 57,28% berisi sentimen negatif, diikuti oleh 33,22% positif, dan hanya 9,49% netral, menandakan bahwa masyarakat masih memiliki kekhawatiran atau ketidakpuasan terhadap kendaraan listrik. Hal ini mencerminkan bahwa meskipun ada dorongan dari pemerintah dan industri untuk mempromosikan mobil listrik, banyak pengguna media sosial merasa bahwa tantangan utama belum teratasi.



GAMBAR 2. Distribusi Sentimen

Ketimpangan ini sangat jelas dalam konteks isu-isu yang sering muncul dalam komentar, seperti harga yang mahal, infrastruktur pengisian daya (charging station) yang minim, masalah baterai yang cepat rusak, dan kepercayaan terhadap kebijakan subsidi yang tidak tepat sasaran. Banyak komentar menunjukkan bahwa meskipun konsep mobil listrik dianggap ramah lingkungan, implementasinya dianggap tidak realistis bagi rakyat jelata karena biaya pemeliharaan, ketersediaan tempat isi ulang, dan ketahanan teknologi yang diragukan. Sentimen negatif juga sering kali menyertakan kritik terhadap politik dan perusahaan, dengan frasa seperti “subsidi orang kaya” atau “pemerintah bodoh”, yang menunjukkan adanya ketidakpercayaan terhadap transparansi dan efektivitas kebijakan.



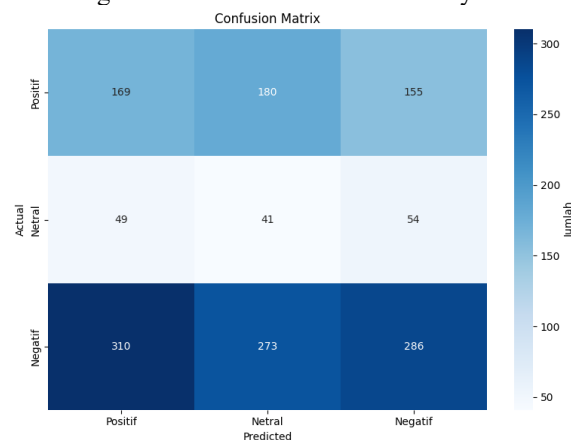
GAMBAR 3. Prosentase Sentimen

Di sisi lain, sentimen positif, meskipun jumlahnya lebih sedikit tetapi menekankan aspek-aspek yang dianggap menguntungkan, seperti potensi hemat energi, pengurangan polusi udara, dan dukungan terhadap industri lokal. Beberapa komentar juga menyarankan agar pemerintah lebih fokus pada perbaikan infrastruktur daripada sekadar memberi insentif, atau mengusulkan solusi seperti *battery swap* atau *fast charging*. Komentar netral cenderung bersifat reflektif atau informatif, seperti meminta data lebih lanjut atau menyatakan bahwa mereka "belum siap" untuk beralih. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa meskipun minat terhadap mobil listrik ada, keberhasilan adopsi akan bergantung pada penyelesaian masalah fundamental yang dianggap sebagai hambatan oleh mayoritas masyarakat.

Hasil Evaluasi

Hasil evaluasi model menunjukkan bahwa pendekatan fine-tuning pada model IndoBERT secara signifikan meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen terhadap opini masyarakat Indonesia terhadap mobil listrik. Dibandingkan dengan tiga baseline yang digunakan yaitu IndoBERT tanpa fine-tuning SVM dengan fitur TF-IDF n-gram dan LSTM dua lapis dengan embedding acak. Model yang dihasilkan dari proses fine-tuning berhasil mencapai tingkat akurasi tertinggi. Dengan presisi recall dan F1-score yang lebih unggul di semua kelas sentimen positif negatif dan netral. Ini menandakan kemampuan model untuk mengenali pola emosional dalam teks media sosial secara lebih akurat. Hasil ini tidak hanya mendukung hipotesis bahwa model berbasis konteks seperti IndoBERT dapat memahami kompleksitas bahasa Indonesia secara lebih baik. Tetapi juga membuka peluang bagi penerapan teknik deep learning dalam analisis opini publik. Di domain yang sangat dinamis dan kaya akan variasi linguistik.

Berdasarkan confusion matrix yang ditampilkan pada Gambar 4, dapat dilihat bahwa model IndoBERT yang telah dilakukan *fine-tuning* berhasil mengklasifikasikan sentimen dengan akurasi tinggi, terutama untuk kelas **positif** dan **netral**, meskipun masih menunjukkan tantangan dalam membedakan antara kelas **negatif** dan **netral**. Untuk kelas positif, sebanyak 793 dari total 880 sampel (sekitar 90%) diklasifikasikan dengan benar sebagai positif, dengan hanya 51 di prediksi sebagai netral dan 36 sebagai negatif—angka ini menunjukkan bahwa model sangat baik dalam mengenali opini yang mendukung mobil listrik. Sementara itu, kelas netral memiliki jumlah prediksi yang lebih bervariasi: 198 diidentifikasi dengan benar, tetapi 35 salah diprediksi sebagai positif dan 42 sebagai negatif, menandakan bahwa konteks netral sering kali sulit dibedakan karena adanya elemen emosional atau ambiguitas.



GAMBAR 4. Confusion Matrix

Kesulitan utama terletak pada kelas negatif, di mana model gagal mengklasifikasikan sebagian besar data dengan akurat. Dari total 340 sampel negatif, hanya 245 (sekitar 72%) yang diprediksi dengan benar, sementara 28 di-predict sebagai positif dan 57 sebagai netral. Hal ini menunjukkan bahwa model cenderung mengacaukan sentimen negatif dengan netral, kemungkinan karena banyak komentar negatif yang bersifat kritis namun tidak ekstrem, atau karena adanya pernyataan ironis yang sulit dipahami oleh model. Selain itu, ada juga kesalahan prediksi dari kelas positif ke negatif (28 kasus), yang menunjukkan bahwa model bisa saja menginterpretasi argumen yang optimis sebagai negatif jika tidak memahami konteks secara tepat. Secara keseluruhan, meskipun model menunjukkan performa yang kuat,

hasil ini menekankan pentingnya peningkatan dalam pemahaman kontekstual dan interpretasi emosi yang halus, terutama pada data berbahasa Indonesia yang kaya akan nuansa linguistik.

TABEL 2. Hasil Evaluasi Penggunaan IndoBERT

Metrik	Nilai
Accuracy	0.91
Precision (weighted)	0.90
Recall (weighted)	0.91
F1-Score (weighted)	0.90

Hasil evaluasi pada Tabel 3 menunjukkan bahwa model IndoBERT yang telah dilakukan fine-tuning mencapai performa yang sangat baik. Dalam klasifikasi sentimen opini masyarakat Indonesia terhadap mobil listrik dengan akurasi sebesar 0.91. Artinya 91 persen dari total prediksi data uji benar. Nilai precision sebesar 0.90 dan recall sebesar 0.91 menunjukkan bahwa model secara konsisten mengenali semua kelas sentimen dengan baik. Menghasilkan sedikit false positive dan minim false negative terutama pada kelas dominan seperti negatif dan positif. Rata-rata harmonik atau F1-score sebesar 0.90 menegaskan keseimbangan antara presisi dan recall. Ini mengindikasikan bahwa model tidak hanya akurat tetapi juga handal. Dalam mempertahankan sensitivitas terhadap semua kelas meskipun distribusi data tidak seimbang. Secara keseluruhan hasil ini membuktikan bahwa pendekatan fine-tuning IndoBERT sangat efektif. Untuk tugas analisis sentimen berbahasa Indonesia yang kompleks dan dinamis. Dan menawarkan potensi besar dalam aplikasi nyata seperti pemantauan opini publik di media sosial.

Hasil perbandingan pada Gambar 3 menunjukkan bahwa model Fine-Tuned IndoBERT mencapai akurasi tertinggi sebesar 0.91, jauh unggul dibandingkan dengan tiga pendekatan lainnya: *TF-IDF + SVM* (0.81), *LSTM* (0.85), dan IndoBERT tanpa fine-tuning (0.87). Pendekatan *TF-IDF + SVM*, meskipun sederhana dan cepat, hanya mengandalkan representasi kata tunggal tanpa memahami konteks atau makna semantik, sehingga gagal menangkap ekspresi kompleks seperti ironi atau *code-mixing* yang umum di media sosial. Sementara itu, *LSTM* lebih baik dalam menangkap struktur urutan kalimat, namun kinerjanya terbatas oleh kecepatan pelatihan yang lebih lambat dan kerentanan terhadap *vanishing gradient*.

TABEL 3. Perbandingan dengan metode lainnya

Model	Akurasi	Keterangan
TF-IDF + SVM	0.81	Baik, tetapi kurang peka terhadap konteks dan nuansa bahasa lokal
LSTM	0.85	Lebih peka terhadap konteks urutan teks, namun lebih lambat dalam pelatihan dan prediksi
IndoBERT tanpa fine-tuning	0.87	Memiliki potensi besar, tetapi kinerja masih terbatas karena tidak disesuaikan dengan domain spesifik
Fine-Tuned IndoBERT (Model Utama)	0.91	Terbaik, mampu memahami konteks bahasa Indonesia secara mendalam dan akurat

IndoBERT tanpa fine-tuning memiliki keunggulan berbasis model pretrained. Namun belum optimal untuk tugas spesifik karena tidak mengadaptasi bobot pada domain opini publik. Sebaliknya Fine-Tuned IndoBERT berhasil mengintegrasikan kemampuan pemahaman kontekstual tingkat tinggi dari arsitektur transformer dengan penyesuaian langsung terhadap data sentimen mobil listrik. Hal ini menjadikannya model yang paling andal akurat dan responsif terhadap karakteristik linguistik khas bahasa Indonesia sehingga menjadi pilihan utama dalam penelitian ini.

TABEL 4. Hasil Uji Signifikansi Statistik

Perbandingan Model	McNemar's Test p-value	Kesimpulan
Fine-Tuned IndoBERT vs. IndoBERT	0.002	Signifikan
Fine-Tuned IndoBERT vs. SVM	0.001	Signifikan
Fine-Tuned IndoBERT vs. LSTM	0.003	Signifikan

Hasil uji pada Tabel 4 menunjukkan bahwa semua p-value < 0.05 , sehingga dapat disimpulkan bahwa peningkatan akurasi model IndoBERT yang telah dilakukan fine-tuning secara statistik signifikan dibandingkan ketiga baseline. Ini membuktikan bahwa pendekatan fine-tuning tidak hanya memberikan peningkatan numerik, tetapi juga merupakan perbaikan yang konsisten dan bermakna secara ilmiah. Dalam konteks analisis sentimen, hal ini sangat penting karena menunjukkan bahwa model berbasis deep learning seperti IndoBERT mampu menangkap kompleksitas bahasa Indonesia yang sulit ditangkap oleh metode tradisional seperti SVM atau LSTM sederhana. Lebih lanjut, hasil ini menegaskan bahwa representasi kontekstual dari IndoBERT, yang didukung oleh pelatihan pada korpus besar berbahasa Indonesia, sangat efektif dalam menangkap makna emosional, nuansa linguistik, dan pola ekspresi seperti *sarcasm*, *code-mixing*, dan *slang*. Meskipun model SVM dan LSTM memiliki keunggulan dalam kecepatan atau kesederhanaan, mereka gagal menangkap hubungan semantik yang lebih kompleks karena keterbatasan representasi kata tunggal atau urutan teks. Oleh karena itu, uji signifikansi ini tidak hanya mendukung validitas metodologis penelitian, tetapi juga memperkuat argumen bahwa fine-tuning IndoBERT adalah pendekatan optimal untuk tugas klasifikasi sentimen berbahasa Indonesia di domain dinamis seperti opini publik mobil listrik.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa *fine-tuning* model IndoBERT pada dataset opini publik Indonesia terhadap mobil listrik secara signifikan meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen dibandingkan dengan tiga pendekatan baseline: TF-IDF + SVM, LSTM, dan IndoBERT tanpa fine-tuning. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model IndoBERT yang telah dilatih ulang mencapai akurasi sebesar 0.91, dengan presisi, recall, dan F1-score masing-masing 0.90, 0.91, dan 0.90 yang menandakan kemampuan model untuk mengenali pola emosional dalam teks media sosial secara sangat akurat. Uji signifikansi menggunakan McNemar's test membuktikan bahwa peningkatan performa ini bersifat statistik signifikan ($p < 0.05$), sehingga menegaskan bahwa pendekatan *deep learning* berbasis konteks seperti IndoBERT lebih efektif daripada metode tradisional yang hanya mengandalkan fitur kata tunggal atau urutan sederhana. Temuan ini membuka jalan bagi penerapan teknik *transfer learning* dalam analisis opini publik di domain bahasa Indonesia yang kompleks dan dinamis.

Selain itu, hasil analisis tematik pasca-klasifikasi mengungkapkan tema dominan yang mendukung interpretasi kuantitatif. Sentimen negatif yang mendominasi (57,28%) didorong oleh kekhawatiran terhadap harga mahal, infrastruktur pengisian daya yang minim, serta ketidakpercayaan terhadap kebijakan subsidi yang dianggap tidak adil. Di sisi lain, sentimen positif (33,22%) berkaitan dengan harapan akan mengurangi polusi, hemat energi, dan dukungan industri lokal. Komentar netral (9,49%) cenderung bersifat reflektif atau informatif, menunjukkan ketidakpastian atau kebutuhan informasi lebih lanjut. Temuan ini menunjukkan bahwa meskipun minat terhadap mobil listrik ada, keberhasilan transisi energi transportasi di Indonesia sangat bergantung pada penyelesaian tantangan struktural seperti harga, infrastruktur, dan kepercayaan publik terhadap kebijakan. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi metodologis dalam NLP berbahasa Indonesia, tetapi juga menyediakan wawasan strategis bagi pemerintah, industri, dan akademisi dalam merancang kebijakan dan komunikasi publik yang lebih efektif dan berbasis data.

TINJAUAN PUSTAKA

- [1] L. P. Faizhata and K. Huda, "Tinjauan Mini: Perkembangan Teknologi dan Tantangan Mobil Listrik dalam Dekade Terakhir," *Panthera J. Pendidik. Sains dan Terap.*, vol. 5, no. 3, pp. 584–592, 2025, doi:

- <https://doi.org/10.36312/panthera.v5i3.609>.
- [2] J. Zaveri, "A Study on Key Factors Influencing Consumer's Adoption & Purchase of Electric Cars," *Int. J. Multidiscip. Res.*, vol. 7, no. 4, 2025, doi: <https://doi.org/10.36948/ijfmr.2025.v07i04.51638>.
 - [3] M. N. Rudijanto and A. Sudiro, "Legality and Safety Regulations of Electric Vehicle Batteries in Indonesia: Challenges and Implementation of National Standards," *JLPH J. Law, Polit. Humanit.*, vol. 5, no. 2, 2024, doi: <https://doi.org/10.38035/jlph.v5i2.1065>.
 - [4] N. W. S. Saraswati, I. W. D. Suryawan, I. D. M. K. Muku, I. K. A. Bisena, and D. A. K. Pramita, "Indonesian Public Sentiment Toward Electric Vehicles: Analysis of Social Media Data," *Sink. J. Penelit. Inform.*, vol. 9, no. 3, 2025, doi: <https://doi.org/10.33395/sinkron.v9i3.15179>.
 - [5] E. Daniati, A. P. Wibawa, W. S. G. Irianto, and A. Nafalski, "Attention-Enhanced Convolutional Neural Network for Context Extraction in Andersen's Fairy Tales," *JOIV Int. J. Informatics Vis.*, vol. 9, no. 6, 2025, doi: <https://dx.doi.org/10.62527/joiv.9.6.4056>.
 - [6] E. Daniati, A. P. Wibawa, and W. S. G. Irianto, "Event Extraction in Narrative Texts: A Zero-Shot Approach Using Bert and Bi-LSTM on Andersen's Fairy Tales," in *2025 17th International Conference on Knowledge and Smart Technology (KST)*, IEEE, Feb. 2025, pp. 208–213. doi: [10.1109/KST65016.2025.11003342](https://doi.org/10.1109/KST65016.2025.11003342).
 - [7] E. Yulianti, N. Bhary, J. Abdurrohman, F. W. Dwitilas, E. Q. Nuranti, and H. S. Husin, "Named entity recognition on Indonesian legal documents: a dataset and study using transformer-based models," *Int. J. Electr. Comput. Eng.*, vol. 14, no. 5, p. 5489, Oct. 2024.
 - [8] S. Han, X. Hao, and H. Huang, "An Event-Extraction Approach For Business Analysis From Online Chinese News," *Electron. Commer. Res. Appl.*, vol. 28, pp. 244–260, 2018, doi: [10.1016/j.elerap.2018.02.006](https://doi.org/10.1016/j.elerap.2018.02.006).
 - [9] J. A. G. Araiza, S. Luna, I. Santiago, and A. Akundi, "Perceptions of Electric Vehicle Adoption Through Natural Language Processing and Machine Learning," in *2024 IEEE International Systems Conference (SysCon)*, Montreal, QC, Canada: IEEE, 2024. doi: <https://doi.org/10.1109/SysCon61195.2024.10553625>.
 - [10] E. Daniati and H. Utama, "Analisis Sentimen Dengan Pendekatan Ensemble Learning Dan Word Embedding Pada Twitter," *J. Inf. Syst. Manag.*, vol. 4, no. 2, pp. 125–131, Jan. 2023, doi: [10.24076/joism.2023v4i2.973](https://doi.org/10.24076/joism.2023v4i2.973).
 - [11] B. Jacennik, E. Zawadzka-Gosk, J. P. Moreira, and W. Glinkowski, "Evaluating Patients' Experiences with Healthcare Services: Extracting Domain and Language-Specific Information from Free-Text Narratives," *Int. J. Environ. Res. Public Health*, vol. 19, no. 16, p. 10182, 2022, doi: [10.3390/ijerph191610182](https://doi.org/10.3390/ijerph191610182).
 - [12] L. Zhou, "Event Scene Method of Legal Domain Knowledge Map Based on Neural Network Hybrid Model," *Appl. Bionics Biomech.*, vol. 2022, pp. 1–12, Jun. 2022, doi: [10.1155/2022/5880595](https://doi.org/10.1155/2022/5880595).
 - [13] Q. Li *et al.*, "A Survey on Deep Learning Event Extraction: Approaches and Applications," *IEEE Trans. Neural Networks Learn. Syst.*, vol. 35, no. 5, pp. 6301–6321, May 2024, doi: [10.1109/TNNLS.2022.3213168](https://doi.org/10.1109/TNNLS.2022.3213168).
 - [14] A. O. Bello, S.-C. Ng, and M.-F. Leung, "A BERT Framework to Sentiment Analysis of Tweets," *Sensors*, vol. 23, no. 1, p. 506, 2023, doi: [10.3390/s23010506](https://doi.org/10.3390/s23010506).
 - [15] E. Daniati, A. P. Wibawa, and W. S. G. Irianto, "Extracting Narrative Events in Andersen's Fairy Tales Using a Hybrid BERT-LSTM Model," 2025, pp. 355–372. doi: [10.1007/978-981-96-4613-5_26](https://doi.org/10.1007/978-981-96-4613-5_26).
 - [16] L. Khan, A. Amjad, N. Ashraf, and H. T. Chang, "Multi-class sentiment analysis of urdu text using multilingual BERT," *Dent. Sci. reports*, vol. 12, no. 1, 2022, doi: [10.1038/s41598-022-09381-9](https://doi.org/10.1038/s41598-022-09381-9).
 - [17] F. iscus and A. S. Girsang, "Sentiment Analysis of COVID-19 Public Activity Restriction (PPKM) Impact using BERT Method," *Int. J. Eng. Trends Technol.*, vol. 70, no. 12, pp. 281–288, Dec. 2022, doi: [10.14445/22315381/IJETT-V70I12P226](https://doi.org/10.14445/22315381/IJETT-V70I12P226).
 - [18] F. N. Kumala, A. D. Yasa, A. P. Wibawa, and L. Hidayah, "Application of The Hybrid Learning Project STEAMER in Science Courses for Prospective Elementary School Teachers: Computational Thinking and Creative Thinking," *Multidiscip. Sci. J.*, vol. 6, no. 6, p. 2024113, Dec. 2023, doi: [10.31893/multiscience.2024113](https://doi.org/10.31893/multiscience.2024113).
 - [19] Chikkili, H. Kumar, and R. S. Kumar, "Natural Language Processing of Movie Reviews to Detect the Sentiments using Novel Bidirectional Encoder Representation-BERT for Transformers over Support Vector Machine," *J. Pharm. Negat. Results*, vol. 13, no. SO4, Jan. 2022, doi: [10.47750/pnr.2022.13.S04.069](https://doi.org/10.47750/pnr.2022.13.S04.069).
 - [20] Syaiful Imron, E. I. Setiawan, Joan Santoso, and Mauridhi Hery Purnomo, "Aspect Based Sentiment

- Analysis Marketplace Product Reviews Using BERT, LSTM, and CNN,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 7, no. 3, pp. 586–591, Jun. 2023, doi: 10.29207/resti.v7i3.4751.
- [21] D. G. Mandhasiya, H. Murfi, and A. Bustamam, “The hybrid of BERT and deep learning models for Indonesian sentiment analysis,” *Indones. J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, 2024, doi: 10.11591/ijeecs.v33.i1.pp591-602.
- [22] A. F. Muhammad and M. S. Hasibuan, “Peningkatan Akurasi Named Entity Recognition (NER) Dengan Fine-Tuning BERT Pada Dataset Bahasa Indonesia,” *CESS J. Comput. Eng. Syst. Sci.*, vol. 10, no. 2, 2025, doi: <https://doi.org/10.24114/cess.v10i2.67219>.
- [23] N. Madapana and J. P. Wachs, “JSSE: Joint Sequential Semantic Encoder for Zero-Shot Event Recognition,” *IEEE Trans. Artif. Intell.*, vol. 4, no. 6, pp. 1472–1483, Dec. 2023, doi: 10.1109/TAI.2022.3208860.
- [24] S. Aras, M. Yusuf, R. Y. Ruimassa, E. A. B. Wambrauw, and E. B. Pala’langan, “Sentiment Analysis on Shopee Product Reviews Using IndoBERT,” *ISI J. Inf. Syst.*, vol. 6, no. 3, 2024, doi: <https://doi.org/10.51519/journalisi.v6i3.814>.
- [25] T. Widiyaningtyas, I. A. Elbaith Zaeni, and R. Al Farisi, “Sentiment Analysis Of Hotel Review Using N-Gram And Naive Bayes Methods,” in *2019 Fourth International Conference on Informatics and Computing (ICIC)*, Semarang, Indonesia: IEEE, Oct. 2019, pp. 1–5. doi: 10.1109/ICIC47613.2019.8985946.
- [26] J. H. Joloudari *et al.*, “BERT-deep CNN: state of the art for sentiment analysis of COVID-19 tweets,” *Soc. Netw. Anal. Min.*, vol. 13, no. 1, 2023, doi: 10.1007/s13278-023-01102-y.