

Implementasi Model Deep Learning IndoBERT dengan Antarmuka Aplikasi Mobile untuk Deteksi Berita Hoaks Berbahasa Indonesia

Asta Wenang^{*1}, Krisna Akbar Widiyanto², Muhammad Egi Nugraha³, Muhamad Rizki⁴, Kumala Dewi⁵

¹⁻⁵Sistem Informasi, Fakultas Teknik dan Informatika, Universitas Bina Sarana Informatika

E-mail: astawenang12@gmail.com¹, krisnaakbar08@gmail.com²,
muhammadeginugraha755@gmail.com³, muhamadrizki223456@gmail.com⁴,
kumalad2004@gmail.com⁵

Abstrak. Penyebaran berita hoaks di internet semakin meningkat dan berpotensi menimbulkan kesalahpahaman serta keresahan dalam masyarakat. Salah satu tantangan yang dihadapi adalah sulitnya membedakan informasi yang valid dan yang menyesatkan, karena banyak hoaks dibuat dengan tampilan yang menyerupai berita resmi. Penelitian ini bertujuan menerapkan model deep learning IndoBERT untuk mendeteksi berita hoaks berbahasa Indonesia sekaligus mengintegrasikannya ke dalam prototipe aplikasi mobile agar dapat diuji secara praktis. Pendekatan yang digunakan meliputi eksperimen melalui tahapan pengumpulan data, pra-pemrosesan teks, pelatihan model, serta evaluasi kinerja menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Dataset penelitian berasal dari kumpulan berita daring yang telah diberikan label hoaks dan non-hoaks. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model IndoBERT mampu mencapai akurasi 99% dengan nilai *Area Under The Curve* (AUC) sebesar 0,999, sehingga terbukti efektif untuk tugas klasifikasi teks. Model terlatih kemudian dihubungkan dengan backend Flask dan diuji melalui antarmuka Flutter, yang memungkinkan pengguna memasukkan teks berita dan memperoleh hasil klasifikasi secara langsung. Berdasarkan hasil tersebut, sistem ini berpotensi menjadi alat bantu verifikasi informasi yang cepat dan akurat dalam upaya menekan penyebaran hoaks di masyarakat.

Kata kunci: IndoBERT, Deteksi Hoaks, Deep Learning, Aplikasi Mobile, Natural Language Processing, Mobile AI Application, Text Classification.

Abstract. The rapid development of internet usage in Indonesia has contributed to the widespread circulation of hoax news, which can lead to public confusion and misinformation. One key challenge lies in distinguishing between valid and misleading information, as hoaxes are often constructed to resemble legitimate news articles. This study aims to implement the IndoBERT deep learning model for detecting Indonesian-language hoax news and to integrate the trained model into a mobile application prototype for practical testing. The research adopts an experimental approach covering data collection, text preprocessing, model training, and performance evaluation using accuracy,

precision, recall, and F1-score metrics. The dataset used consists of online news articles that have been labeled as hoax and non-hoax. Experimental results demonstrate that the IndoBERT model achieves 99% accuracy with an Area Under the Curve (AUC) value of 0.999, indicating strong performance in text classification tasks. The trained model is integrated with a Flask backend and tested through a Flutter-based interface, enabling users to input news text and receive classification results instantly. Overall, the findings suggest that the developed system has the potential to serve as an effective and efficient tool for verifying information and reducing the spread of hoaxes in society.

Keywords: IndoBERT, Hoax Detection, Deep Learning, Mobile Application, Natural Language Processing, Mobile AI Application, Text Classification.

1. Pendahuluan

Pada Maret 2021, jumlah pengguna internet di Indonesia mencapai sekitar 212,35 juta orang, menempatkan negara ini salah satu dengan pengguna internet terbesar di Asia[1]. Namun, dengan kemudahan ini juga berkontribusi pada peningkatan penyebaran informasi yang tidak benar. Hoaks dapat didefinisikan sebagai penyebaran konten atau informasi yang keliru, yang disajikan menyerupai fakta, sehingga menciptakan ketidaksesuaian dengan realitas yang dipercayai publik. Tindakan ini berisiko merusak reputasi dan memicu hilangnya kepercayaan di masyarakat, serta menimbulkan dampak negatif yang meluas[2].

Menurut hasil penelitian yang dilakukan oleh Masyarakat Telematik Indonesia(Mastel), Sebanyak 92,4% partisipan menyatakan bahwa mereka paling sering memperoleh hoaks melalui media sosial, seperti facebook, twiter, dan instagram. Selain itu, sebanyak 91,8% partisipan menyatakan diri paling sering menerima hoaks yang berkaitan dengan isu sosial-politik, seperti pemilihan kepala daerah dan pemerintah. Sementara itu, Isu yang berkaitan dengan SARA berada pada posisi kedua dengan tingkat persentase sebesar 88,6%. Adapun jenis hoaks yang paling sering diterima responden adalah dalam bentuk teks (62,1%), kemudian disusul oleh gambar (37,5%) dan video yang jumlahnya sangat kecil, yaitu 0,4%[3].

Berbagai eksperimen telah dilakukan untuk mengembangkan sistem yang dapat mengidentifikasi berita palsu guna mengatasi masalah ini. Menggunakan Algoritma Klasifikasi *Naive Bayes*, sebuah studi pada tahun 2022 mengembangkan sistem deteksi berita palsu Covid-19 dengan akurasi 81% pada platform Kumparan [4]. Pada penelitian tahun 2022, peneliti menggunakan pendekatan *Random Forest* dan *logistic Regression* untuk mendeteksi berita hoaks dalam bahasa Indonesia. Hasil pengujian menunjukkan bahwa *Random Forest* mampu mencapai akurasi sebesar 84%, sementara *Logistic Regression* memperoleh akurasi 77%[5]. Pada penelitian berbeda, penggunaan model IndoBERT memberikan hasil yang jauh lebih unggul dengan memperoleh tingkat akurasi sebesar 95% dalam proses identifikasi berita palsu[6].

Selain pendekatan monolingual, sejumlah penelitian terbaru menunjukkan bahwa model transformer multibahasa seperti mBERT dan XLM-RoBERTa memiliki kinerja yang kompetitif dalam tugas deteksi propaganda dan misinformasi lintas bahasa [7]. Model-model tersebut dirancang untuk mempelajari representasi semantik lintas bahasa melalui proses prapelatihan pada korpus multibahasa skala besar, sehingga mampu menangani keragaman linguistik.

Meskipun model IndoBERT berhasil mencapai akurasi sebesar 95% dalam proses identifikasi berita hoaks[6]. Penelitian tentang IndoBERT terbatas pada pengujian di lingkungan eksperimental dan belum diimplementasikan dalam bentuk aplikasi yang dapat digunakan secara langsung oleh masyarakat[8]. Dengan kata lain, sistem deteksi berbasis IndoBERT tersebut belum memiliki platform *mobile* yang memungkinkan pengguna memverifikasi kebenaran suatu berita secara praktis melalui perangkat yang digunakan sehari-hari.

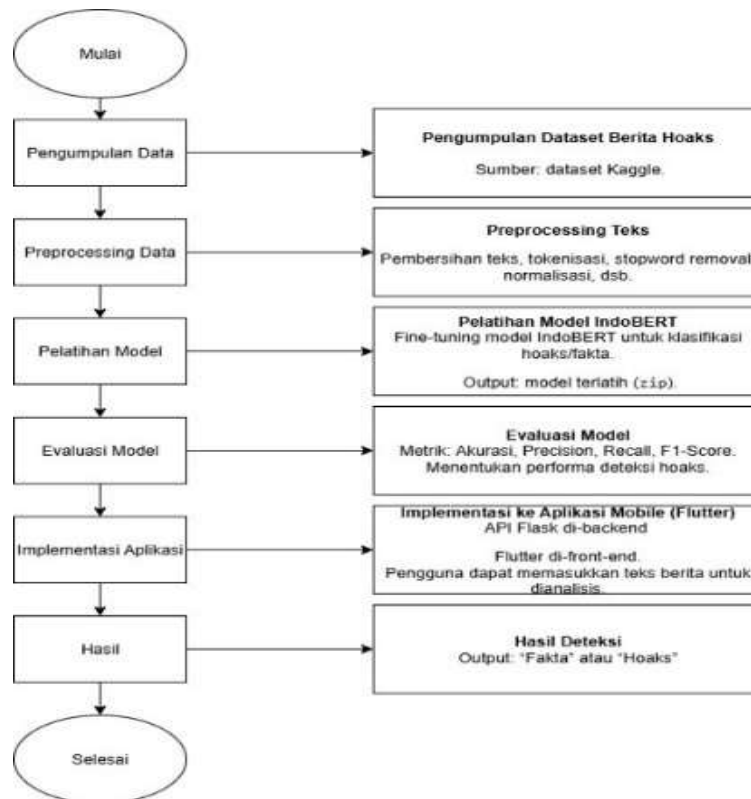
Keterbatasan ini menimbulkan kesenjangan penelitian (*research gap*) yang cukup signifikan, yakni belum tersedianya aplikasi *mobile* berbasis model *deep learning* IndoBERT untuk deteksi berita hoaks berbahasa Indonesia[9]. Berdasarkan data Lembaga Riset Digital Dunia, ada 353.8 juta *smartphone* yang aktif di Indonesia pada tahun 2023[10]. Hal tersebut mengindikasikan bahwa pemanfaatan aplikasi berbasis *mobile* berpeluang besar menjadi sarana praktis dan efisien bagi masyarakat untuk mengecek validitas informasi sebelum membagikannya.

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini diarahkan pada penerapan model IndoBERT ke dalam aplikasi *mobile* yang mampu mendeteksi berita hoaks secara otomatis berdasarkan teks berita yang dimasukkan oleh pengguna. Melalui aplikasi ini, pengguna dapat memanfaatkan teknologi Natural Language Processing (NLP) secara praktis untuk memverifikasi keaslian berita kapan pun dan di mana pun[11].

Dari sisi implementasi aplikasi, pengembangan sistem deteksi hoaks berbasis kecerdasan buatan perlu memperhatikan aspek tanggung jawab dan pengelolaan risiko. Standar Internasional ISO/IEC 23894 menyoroti manajemen risiko dan tanggung jawab dalam penerapan sistem kecerdasan buatan [12]. Oleh karena itu, aplikasi yang dikembangkan dalam penelitian ini dirancang dengan antarmuka sederhana dan waktu respons cepat, serta diposisikan sebagai alat bantu verifikasi informasi, bukan sebagai penentu kebenaran mutlak.

2. Metodologi Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan menggunakan metode eksperimen dengan pendekatan kuantitatif. Metode eksperimen dipilih karena penelitian ini bertujuan untuk menguji kinerja model IndoBERT dalam mendeteksi berita hoaks berbahasa Indonesia yang diterapkan pada tampilan aplikasi *mobile*.



Gambar 1. Kerangka Penelitian

Gambar 1 menampilkan alur kerja penelitian yang digunakan dalam pengembangan sistem deteksi berita hoaks berbasis model IndoBERT dengan antarmuka aplikasi *mobile*. Penelitian ini dimulai dengan pengumpulan dataset berita hoaks dari sumber publik, seperti Kaggle. Data yang diperoleh kemudian melewati tahap *preprocessing teks*, meliputi pembersihan data, tokenisasi, eliminasi *stopword*, serta normalisasi.

Setelah itu, model IndoBERT harus disempurnakan untuk membedakan dua jenis teks: "Hoaks" dan "Fakta." Setelah model selesai dilatih, performanya dievaluasi menggunakan berbagai metrik penilaian, termasuk tingkat akurasi, nilai presisi, *recall*, serta *F1-score*.

Setelah verifikasi, model tersebut dimasukkan ke dalam aplikasi seluler dengan Flutter sebagai frontend dan Flash API sebagai backend. Pengguna dapat mengirimkan teks berita untuk dianalisis menggunakan aplikasi ini, dan hasil deteksi ditampilkan sebagai "Fakta" atau "Hoaks."

2.1. Sumber dan Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini, sumber data diperoleh dari dataset publik berjudul "Deteksi Berita Hoaks Indo-Dataset" yang dapat diakses melalui platform Kaggle. Dataset ini berisi 25.296 berita berbahasa Indonesia yang telah diberi label ke dalam dua kelas, yaitu Hoaks (12.656 data) dan Non-Hoaks (12.640 data), sehingga distribusi kelas relatif seimbang. Dataset disusun dalam beberapa versi, yaitu raw data, cleaned data, dan summarized data, yang merepresentasikan tahapan pengolahan mulai dari data mentah hasil scraping hingga data siap digunakan untuk pelatihan model.

Tahap pra-pemrosesan dilakukan untuk mempersiapkan data teks sebelum digunakan dalam pelatihan model IndoBERT, yang meliputi pembersihan teks, pembagian data, serta tokenisasi dan encoding. Teks tersebut memiliki panjang yang beragam, sehingga seluruh data disesuaikan hingga batas maksimum 512 token menggunakan teknik padding dan truncation sesuai spesifikasi IndoBERT.

Meskipun dataset diperoleh dari platform Kaggle, potensi bias akibat keterbatasan representasi data diminimalkan melalui distribusi kelas yang relatif seimbang antara berita hoaks dan non-hoaks serta penggunaan sumber berita dari berbagai portal daring dengan karakteristik penulisan yang beragam. Selain itu, pemanfaatan model pra-latih IndoBERT yang dilatih pada korpus bahasa Indonesia berskala besar turut mendukung kemampuan generalisasi model di luar data pelatihan.

Proses pengumpulan data dilakukan dengan mengunduh dataset dalam format .csv dari Kaggle dan mengunggahnya ke Google Drive untuk memudahkan akses dan pengolahan data melalui Google Colab selama proses analisis dan pelatihan model.

2.2. Pre-processing

Tahapan *pre-processing* merupakan langkah yang penting dalam mempersiapkan data teks sebelum diolah oleh model IndoBERT. Proses ini bertujuan untuk membersihkan data mentah agar lebih terstruktur dan siap digunakan dalam tahap pelatihan. Beberapa tahapan yang dilakukan meliputi pembersihan teks, tokenisasi, pembagian data, dan *encoding*.

2.2.1. Pembersihan Teks

Untuk menyediakan format yang seragam dan konsisten bagi data yang digunakan dalam pelatihan model, pembersihan teks dilakukan sebagai langkah awal untuk menghilangkan bagian-bagian yang tidak diperlukan[13]. Prosedur ini penting untuk meningkatkan kualitas data masukan sebelum tokenisasi dan pelatihan model IndoBERT.

Mengubah semua huruf kapital dalam teks menjadi huruf kecil dikenal sebagai pelipatan huruf[13]. Untuk meminimalkan perbedaan kata-kata yang identik tetapi memiliki situasi yang berbeda, teks harus distandarisasi. Data teks dipecah menjadi komponen-komponen yang lebih kecil, yang dikenal sebagai token, seperti kata atau frasa, menggunakan tokenisasi[13]. Untuk mengubah urutan teks menjadi urutan yang dapat dianalisis dan dipahami oleh model, fase ini sangat penting.

2.2.2. Pembagian Data

Tujuan dari tahap ini adalah membagikan data yang dipakai untuk proses pelatihan (data latih) model dengan data yang dipakai untuk evaluasi (data uji). Melalui pembagian ini, peneliti dapat menilai seberapa jauh model dapat melakukan generalisasi atas data yang tidak pernah ditemui sebelumnya[6].

Data latih (*training set*) sebesar 70% diterapkan untuk melatih model IndoBERT serta mengatur nilai parameter selama proses pembelajaran. Data validasi (*validation set*) sebesar 15% berfungsi untuk memantau performa model saat pelatihan dan mendukung dalam penyesuaian hiperparameter guna mencegah terjadinya *overfitting*. Sedangkan bagian data uji (*testing set*) sebesar 15% dimanfaatkan untuk menilai performa model pada tahap akhir, yaitu menggunakan data yang sepenuhnya baru dan tidak terlibat sama sekali dalam proses pelatihan maupun validasi.

2.2.3. Tokenisasi dan Encoding

Untuk memastikan semua data memiliki panjang yang sama, IndoBERT sendiri memiliki token unik, seperti [PAD] untuk menambahkan pengisi ke teks yang lebih pendek, [SEP] untuk menunjukkan akhir kalimat, dan [CLS] untuk mendefinisikan kalimat yang dimasukkan sebagai kategori klasifikasi[14].

2.3. Pelatihan Model

Fine-Tuning adalah proses pelatihan ulang model pre-trained menggunakan tugas spesifik dengan dataset yang lebih kecil tetapi lebih relevan. Metode ini memungkinkan model yang sudah memiliki pemahaman dasar tentang bahasa untuk lebih disesuaikan dengan kebutuhan tertentu[15].

Sebelum pelatihan proses dimulai, data teks hasil pra-pemrosesan terlebih dahulu diubah menjadi token dengan menggunakan *tokenizer* bawaan IndoBERT. *Tokenizer* ini berfungsi untuk mengonversi setiap kata menjadi ID numerik sesuai dengan kamus (*vocabulary*) model. Selain itu, setiap teks juga diberi token khusus seperti (CLS) diawal dan (SEP) di akhir untuk menandai batas *input* data[9].

Output dari tahap ini berupa model yang telah selesai dilatih (*trained model*). Model terlatih tersebut kemudian disimpan dalam format berkas *.zip*, sehingga dapat digunakan kembali pada tahap implementasi tanpa perlu dilakukan proses pelatihan ulang.

Table 1. Hyperparameter

Hyperparameter	Nilai
Learning Rate	1e-5
Batch Size	32
Optimizer	AdamW
Epoch	5
Max Sequence Length	512

Tabel 1 menunjukkan konfigurasi hyperparameter yang digunakan dalam proses fine-tuning model IndoBERT untuk klasifikasi berita hoaks. Nilai *learning rate* sebesar 1e-5 dan *batch size* 32 dipilih untuk menjaga stabilitas pembaruan bobot selama pelatihan. Optimizer AdamW digunakan untuk meningkatkan konvergensi model sekaligus mengurangi risiko *overfitting*. Proses pelatihan dilakukan selama 5 epoch dengan panjang maksimum sekuens 512 token sesuai dengan batas arsitektur IndoBERT.

Table 2. Spesifikasi Perangkat Keras dan Durasi Pelatihan

Komponen	Spesifikasi
GPU	NVIDIA Tesla T4 (16 GB VRAM)
CPU	Intel Xeon 2.3 GHz (Google Colab environment)
RAM	12 GB
Platform Pelatihan	Google Colab Pro
Durasi Pelatihan	± 28 menit untuk 5 epoch
Framework	PyTorch + HuggingFace Transformers

Tabel 2 menyajikan spesifikasi perangkat keras dan lingkungan komputasi yang digunakan dalam pelatihan model. Proses fine-tuning dijalankan pada platform Google Colab Pro dengan dukungan GPU NVIDIA Tesla T4 (16 GB VRAM), CPU Intel Xeon 2.3 GHz, dan RAM sebesar 12 GB. Dengan konfigurasi tersebut, durasi pelatihan untuk 5 epoch berlangsung sekitar 28 menit. Implementasi model dilakukan menggunakan framework PyTorch dan pustaka HuggingFace Transformers.

Sebagai upaya pencegahan overfitting, model menerapkan teknik regularisasi dropout dengan nilai 0,3 serta melakukan pembekuan pada delapan lapisan awal IndoBERT selama proses fine-tuning. Dataset dibagi ke dalam data pelatihan, data validasi, dan data pengujian dengan perbandingan 70:15:15.

2.4. Evaluasi Model

Tahap evaluasi model berorientasi menilai kinerja model IndoBERT yang telah dilatih dalam mengklasifikasikan teks berita ke dalam kategori “Hoaks” atau “Fakta”. Pada tahap evaluasi, performa model IndoBERT yang telah dilatih diukur untuk melihat kemampuan model dalam membedakan teks berita menjadi kategori “Hoaks” atau “Fakta”. Penilaian dilakukan dengan menerapkan berbagai metrik evaluasi yang lazim digunakan dalam studi klasifikasi teks, seperti akurasi, presisi, recall serta *F1-score*[16].

2.4.1. Akurasi

Akurasi adalah salah satu metrik evaluasi yang berfungsi menilai seberapa besar bagian dari hasil prediksi model yang berhasil dikategorikan secara benar. Pengukuran didasarkan pada perbandingan antara total jumlah prediksi yang benar dan keseluruhan data uji yang digunakan[17].

Berikut adalah rumus akurasi :

$$\text{accuracy} = (TP + TN) / (TP + FP + FN + TN) \quad (2.4.1)$$

2.4.2. Presisi

Presisi mengukur tingkat keakuratan model dalam mengklasifikasikan data sebagai kelas positif (hoaks). Metrik ini difokuskan pada proporsi hasil True Positive (TP), yaitu berita hoaks yang terdeteksi dengan benar terhadap semua data yang diprediksi sebagai hoaks, termasuk False Positive (FP) (Berita non-hoaks yang salah diklasifikasikan sebagai hoaks)[18].

Presisi dapat di rumuskan seperti ini :

$$p = TP / (TP + FP) \quad (2.4.2)$$

2.4.3. Recall

Recall adalah ukuran yang menunjukkan sejauh mana model dapat mendeteksi semua berita hoaks yang ada dalam dataset. Dalam konteks ini, berita hoaks yang benar-benar berhasil dideteksi oleh model disebut sebagai True Positive (TP), sedangkan berita hoaks yang tidak berhasil terdeteksi oleh model disebut sebagai *False Negative* (FN)[19].

Recall dapat dirumuskan dengan seperti ini :

$$r = TP / (TP + FN) \quad (2.4.3)$$

2.4.4. F1-Score

F1-Score merupakan nilai yang diperoleh dari rata-rata harmonik antara *Precision* dan *Recall*[20]. Metrik ini mampu memberikan penilaian yang lebih proposional terhadap performa model, terutama ketika data memiliki ketidakseimbangan kelas, karena memperhitungkan juga keberadaan *False Negative* (FN).

F1-score dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$F1 - Score = 2 \times (Precision \times Recall) / (Precision + Recall) \quad (2.4.4)$$

2.5. Implementasi Model Antarmuka

Tahapan ini bertujuan mengimplementasikan model IndoBERT yang telah dilatih ke dalam platform aplikasi *mobile* agar dapat digunakan secara langsung oleh pengguna. Proses implementasi dilakukan dengan menerapkan arsitektur *client-server*, dimana API berbasis Flask berperan sebagai backend yang menjalankan proses inferensi model, sedangkan Flutter digunakan sebagai frontend untuk membangun antarmuka pengguna (*user interface*).

2.5.1. Back-end

Pada sisi *backend*, Flask API menerima *input* berupa teks berita dari aplikasi, kemudian memprosesnya menggunakan model IndoBERT untuk menghasilkan prediksi klasifikasi. Hasil klasifikasi tersebut selanjutnya dikirimkan kembali ke *frontend* untuk ditampilkan kepada pengguna.

2.5.2. Front-end

Pada sisi frontend, Flutter digunakan untuk membangun tampilan aplikasi yang interaktif dan responsif. Melalui antarmuka ini, pengguna dapat memasukkan teks berita yang ingin dianalisis dan memperoleh hasil deteksi dalam bentuk kategori keluaran, yaitu “Fakta” atau “Hoaks”.

2.6. Hasil Deteksi

Tahap hasil deteksi merupakan proses akhir dari sistem yang telah di implementasikan. *Output* yang dihasilkan berupa label kategori, yaitu “Fakta” atau “Hoaks”, yang mempresentasikan hasil analisis model terhadap tingkat kebenaran informasi dalam teks. Label “Fakta” menunjukkan bahwa berita yang diuji mengandung informasi yang ter-verifikasi dan tidak menyesatkan, sedangkan label “Hoaks” menandakan bahwa teks tersebut memiliki karakteristik berita palsu atau informasi yang tidak dapat dipertanggung jawabkan.

Tahap ini menjadi bentuk implementasi nyata dari hasil penelitian, dimana pengguna dapat secara langsung memperoleh umpan balik terhadap teks berita yang ingin mereka masukkan. Dengan demikian, sistem ini diinginkan dapat mendukung masyarakat dalam menjalankan pemeriksaan informasi secara efisien.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Hasil Pra-pemrosesan

Tahap pra-pemrosesan dilakukan untuk mempersiapkan data teks sebelum digunakan dalam pelatihan model IndoBERT. Proses ini meliputi tiga proses, yaitu pembersihan teks, pembagian data, serta melakukan tokenisasi dan *encoding*.

Pada proses pembersihan teks, dilakukan penghapusan karakter yang tidak digunakan seperti tanda baca, angka, simbol, dan alamat URL. Seluruh teks juga diubah menjadi huruf kecil (*lowercasing*). Serta dihapuskan tag seperti (Hoax) atau (Salah) yang sering muncul pada awal kalimat. Proses ini bertujuan untuk menjaga konsistensi format teks agar mudah diproses oleh model.

Proses pembagian data dilakukan dengan metode stratifikasi, dimana dataset dibagi menjadi 70% sebagai data pelatihan 15% untuk validasi dan 15% sisanya sebagai data pengujian. Pembagian ini memastikan distribusi kelas “Hoaks” dan “Non-Hoaks” tetap seimbang pada setiap subset sehingga hasil evaluasi lebih representasi.

Selanjutnya, pada tahap tokenisasi dan *encoding*, teks diubah menjadi urutan token menggunakan AutoTokenizer dari model IndoBERT-base-p1. Token khusus seperti [CLS], [SEP], dan [PAD] digunakan untuk menandai struktur kalimat. Setiap teks dibatasi hingga 512 token dan diubah ke dalam bentuk tensor yang menjadi *input* bagi model IndoBERT pada tahap pelatihan.

Table 3. Pembagian Dataset untuk Pelatihan, Validasi, dan Pengujian

Jenis Data	Persentase	Jumlah Data
Data Latih	70%	17.707
Data Validasi	15%	3.794
Data Uji	15%	3.794
Total	100%	25.296

3.2. Hasil Pelatihan dan Kinerja Model

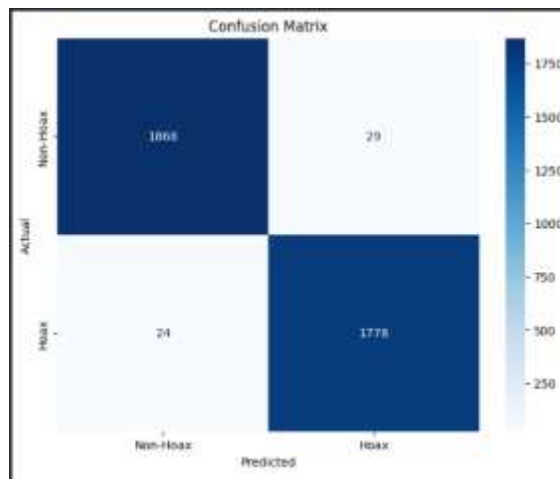
Proses pelatihan dilakukan menggunakan model IndoBERT-base-p1 yang berbasis arsitektur *transformer* dan telah disesuaikan untuk bahasa Indonesia. Pelatihan berlangsung selama 5 *epoch* dengan ukuran *batch* sebesar 32, serta memanfaatkan *scheduler linear warmup* untuk mengatur laju pembelajaran secara bertahap. Seluruh proses pelatihan dilakukan menggunakan data latih, dengan pemantauan kinerja pada data validasi di setiap *epoch* guna mencegah terjadinya overfitting. Penilaian kemampuan model dilakukan dengan menggunakan sejumlah indikator performa seperti tingkat akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*.

Table 4. Evaluasi Kinerja

	precision	recall	F1-score	support
Non-Hoax	0.99	0.98	0.99	1897
Hoax	0.98	0.99	0.99	1802
accuracy			0.99	3699
macro avg	0.99	0.99	0.99	3699
weighted avg	0.99	0.99	0.99	3699

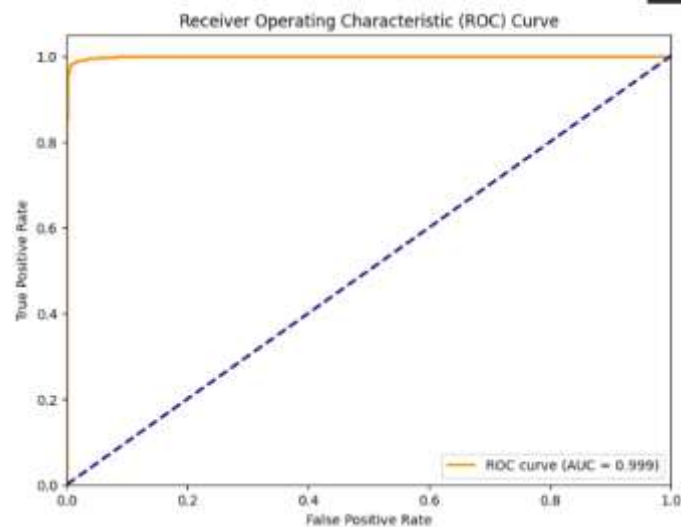
Berdasarkan hasil evaluasi ini pada tabel 4, model memperlihatkan kinerja yang sangat baik serta konsisten pada kedua kategori, yaitu “Hoaks” dan “Non-Hoaks”, dengan akurasi total mencapai 0,99. Untuk nilai *precision*, kelas “Non-Hoaks” memperoleh skor 0,99, sedangkan kelas “Hoaks” mencapai 0,98. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu memaksimalkan kesalahan dalam melakukan klasifikasi secara akurat. Sementara itu, nilai *recall* masing-masing sebesar 0,98 dan 0,99 mencerminkan kemampuan model yang sangat baik dalam mengenali seluruh data termasuk dalam kategori sebenarnya.

Selain itu, skor F1 sebesar 0,99 untuk kedua kelas menunjukkan bahwa *recall* dan presisi seimbang secara optimal. Model ini secara konsisten berkinerja di semua kelas, tidak menunjukkan kecenderungan untuk mendominasi satu kategori pun, sebagaimana ditunjukkan oleh nilai rata-rata tertimbang dan rata-rata makro, yang keduanya mencapai 0,99.



Gambar 2. *Confusion Matrix*

Hasil evaluasi kinerja model IndoBERT ditunjukkan pada Gambar 2. Confusion Matrix. Model ini menunjukkan kemampuan yang sangat baik dalam mengklasifikasikan berita hoaks dan non-hoaks. Berdasarkan confusion matrix, di peroleh nilai *True Positive* (TP) sebesar 1778, yaitu berita hoaks yang berhasil diklasifikasikan dengan benar. Sementara itu, *True Negative* (TN) sebesar 1868 menunjukkan jumlah berita non-hoaks yang berhasil diidentifikasi dengan benar sebagai non-hoaks. Kesalahan prediksi tercatat sangat rendah, terdiri dari 29 kasus *False Positive* (FP), yaitu berita non-hoaks yang keliru terklasifikasi sebagai hoaks, dan 24 kasus *False Negative* (FN), yaitu berita hoaks yang tidak terdeteksi oleh model justru diklasifikasikan sebagai non-hoaks. Jumlah kesalahan prediksi yang muncul tergolong rendah, maka temuan ini menegaskan bahwa IndoBERT memiliki kemampuan menjalankan tugas klasifikasi berita hoaks dengan sangat baik



Gambar 3. Receiver Operating Characteristic

Kurva *Receiver Operating Characteristic* (ROC) yang diperoleh dari evaluasi model IndoBERT ditampilkan pada Gambar 3. Keterkaitan antara *True Positive Rate* (TPR) dan *False Positive Rate* (FPR) pada berbagai ambang keputusan yang digunakan oleh model divisualisasikan melalui kurva ROC. TPR menunjukkan proporsi berita hoaks yang berhasil dideteksi dengan benar, sedangkan FPR menunjukkan proporsi berita non-hoaks yang keliru diklasifikasikan sebagai hoaks.

Bentuk kurva yang hampir menyentuh sudut kiri atas menunjukkan bahwa model sangat baik dalam memaksimalkan kesalahan deteksi hoaks (TPR tinggi) sekaligus meminimalkan kesalahan deteksi (FPR rendah). Performa model yang mendekati sempurna ini juga terlihat dari nilai *Area Under the Curve* (AUC) sebesar 0,999 di mana nilai yang semakin mendekati 1 menunjukkan kemampuan klasifikasi yang semakin akurat. Dalam konteks evaluasi model, AUC yang hampir sempurna berarti bahwa model konsisten memberikan probabilitas lebih tinggi untuk sample hoaks dibandingkan sample non-hoaks, serta sangat jarang menghasilkan kesalahan prediksi.

Oleh karena itu, temuan kurva ROC membuktikan bahwa model IndoBERT memiliki tingkat kemampuan generalisasi dan reliabilitas yang sangat tinggi dalam mengidentifikasi berita palsu dalam bahasa Indonesia.

3.3. Perbandingan dengan Metode Klasik

Untuk memberikan gambaran yang lebih mendalam tentang keunggulan model yang diajukan, kajian ini membandingkan efektivitas IndoBERT dengan berbagai metode klasifikasi yang umum digunakan dalam penelitian deteksi dalam studi deteksi berita hoaks. Perbandingan ini dilakukan dengan berdasarkan hasil yang telah dipublikasikan dalam penelitian sebelumnya dengan karakteristik dataset berita *online* berbahasa Indonesia yang serupa.

Tabel 5. Perbandingan Kinerja Metode Klasifikasi

Metode Klasifikasi	Akurasi	Sumber
Naive Bayes	81%	Implementasi Algoritma Naïve Bayes Classifier untuk Mendeteksi Berita Palsu pada Sosial Media, Agustina et al. (2022)

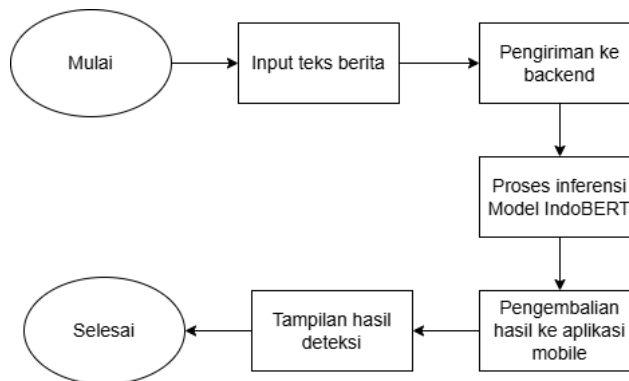
Metode Klasifikasi	Akurasi	Sumber
Support Vector Machine	96,5%	Analisis Perbandingan Algoritma Naive Bayes Classifier dan Support Vector Machine untuk Klasifikasi Hoax pada Berita Online Indonesia, Sani et al. (2022)
Random Forest	84%	Deteksi Berita Palsu Menggunakan Metode Random Forest dan Logistic Regression, Ramadhan et al. (2022)
Logistic Regression	77%	Deteksi Berita Palsu Menggunakan Metode Random Forest dan Logistic Regression, Ramadhan et al. (2022)
IndoBERT	99%	Penelitian ini

Berdasarkan Tabel 5, metode IndoBERT memperlihatkan hasil terbaik dalam mengklasifikasikan berita hoaks, dengan tingkat akurasi mencapai 99%. Di sisi lain, metode klasifikasi tradisional seperti Naïve Bayes yang memiliki akurasi 81%, Support Vector Machine dengan akurasi 96,5%, Random Forest yang mencapai akurasi 84%, dan Logistic Regression dengan akurasi 77% masih menampilkan kinerja yang lebih rendah jika dibandingkan dengan model yang diajukan. Temuan ini menunjukkan bahwa pendekatan berbasis transformer dapat menghadirkan kinerja klasifikasi yang lebih baik untuk berita hoaks dalam bahasa Indonesia.

Keunggulan dalam kinerja IndoBERT ini menunjukkan bahwa model yang diusulkan memiliki efektivitas yang lebih tinggi dalam mendukung proses deteksi berita hoaks. Oleh karena itu, hasil perbandingan ini menguatkan IndoBERT lebih cocok digunakan dalam sistem deteksi berita hoaks yang berbasis teks.

3.4. Implementasi Model ke Antarmuka Aplikasi Mobile

Model IndoBERT yang telah dilatih dimasukkan ke dalam aplikasi seluler berbasis Flutter untuk mengimplementasikan sistem. API Flask berfungsi sebagai *server backend* untuk model tersebut, sementara antarmuka pengguna *frontend* memungkinkan pengguna memasukkan teks berita dan langsung mendapatkan hasil kategorisasi.



Gambar 4. Alur Kerja Sistem

Di Gambar 4, alur kerja sistem dimulai dengan proses *input* teks berita, dimana pengguna memasukkan teks yang ingin diuji melalui antarmuka aplikasi mobile yang dibangun menggunakan *framework* Flutter. Selanjutnya, aplikasi mengirimkan teks tersebut ke *server Flask* melalui permintaan HTTP POST dalam JSON. *Server Flask* kemudian memanggil model IndoBERT yang telah dilatih untuk melakukan klasifikasi dan memprediksi apakah teks berita termasuk kedalam kategori “Hoaks” atau

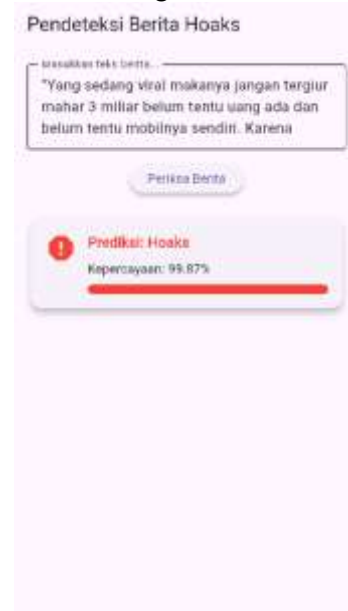
“Non-Hoaks”. Setelah proses klasifikasi selesai, *server* mengirimkan hasilnya kembali ke aplikasi *mobile* melalui proses HTTP. Aplikasi kemudian menampilkan hasil klasifikasi pada layer berupa label “Hoaks” atau “Non-Hoaks” disertai dengan persentase tingkat keyakinan.

3.5. Uji Coba Aplikasi

Untuk memastikan sistem deteksi berita hoaks yang telah dibuat berfungsi optimal saat digunakan oleh pengguna akhir, fase uji coba aplikasi seluler telah dilakukan. Tujuan pengujian ini adalah untuk menentukan seberapa baik model IndoBERT dapat memberikan hasil klasifikasi secara *real-time* dan seberapa baik komponen *frontend* dan *backend* dari arsitektur sistem terintegrasi.



Gambar 5. Antarmuka Aplikasi Mobile



Gambar 6. Antarmuka Aplikasi Mobile

Pada Gambar 5 diperlihatkan tampilan aplikasi mobile saat pengguna memasukkan teks berita yang diambil dari situs resmi CNN Indonesia. Pada skenario ini, sistem menghasilkan keluaran berupa label “Fakta” dengan tingkat kepercayaan 99,88% .

Selanjutnya, gambar 6 menunjukkan hasil pengujian dengan teks berita yang diambil dari situs TurnBackHoax.id. Pada pengujian tersebut, sistem mengklasifikasikan berita sebagai “Hoaks” dengan tingkat kepercayaan 99,87%.

3.6. Evaluasi Aplikasi Mobile

Untuk melengkapi evaluasi implementasi aplikasi mobile, dilakukan uji coba penggunaan (User Acceptance Testing/UAT) secara sederhana. Pengujian ini bertujuan untuk menilai kinerja sistem dalam memberikan hasil klasifikasi secara real-time serta memastikan integrasi antara frontend dan backend berjalan dengan baik.

```
127.0.0.1 - - [05/Nov/2025 14:45:14] "OPTIONS /predict HTTP/1.1" 200 -  
⌚ Waktu prediksi: 0.5935 detik  
127.0.0.1 - - [05/Nov/2025 14:45:15] "POST /predict HTTP/1.1" 200 -
```

Gambar 7. Request Log

Berdasarkan hasil pengujian yang ditunjukkan pada Gambar 7, request log dari proses komunikasi antara aplikasi mobile dan server backend berbasis Flask memperlihatkan bahwa sistem mampu memberikan waktu respons kurang dari 1 detik untuk setiap permintaan klasifikasi teks berita. Hal ini menunjukkan bahwa proses inferensi model IndoBERT serta komunikasi antara frontend Flutter dan backend Flask berjalan secara efisien dan stabil.

Secara keseluruhan, hasil uji coba menunjukkan bahwa aplikasi mobile deteksi berita hoaks berbasis IndoBERT mampu memberikan hasil klasifikasi dengan tingkat akurasi tinggi, waktu respon yang cepat, serta antarmuka yang mudah digunakan oleh pengguna.

3.7. Integrasi Literatur dan Implikasi Etis

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa pemanfaatan Natural Language Processing (NLP) berbasis model transformer seperti IndoBERT memberikan kinerja yang sangat baik dalam mendeteksi berita hoaks berbahasa Indonesia. Temuan ini sejalan dengan penelitian terdahulu yang menyatakan bahwa IndoBERT mampu menangkap konteks semantik teks secara lebih mendalam dibandingkan metode klasifikasi tradisional, sehingga lebih efektif digunakan pada bahasa dengan sumber daya terbatas seperti bahasa Indonesia[6]. Integrasi model IndoBERT ke dalam aplikasi mobile juga memperkuat kontribusi penelitian ini, tidak hanya dari sisi teoretis tetapi juga dari sisi implementasi praktis yang dapat dimanfaatkan secara langsung oleh pengguna.

Meskipun sistem yang dikembangkan menunjukkan performa yang tinggi, penerapan deteksi berita hoaks secara otomatis tetap memiliki implikasi etis, terutama terkait kemungkinan terjadinya kesalahan klasifikasi pada konten yang bersifat sensitif. Oleh karena itu, sistem ini dirancang sebagai alat bantu pendukung literasi digital dan verifikasi informasi, bukan sebagai penentu kebenaran mutlak. Dengan demikian, peran pengguna tetap diperlukan dalam melakukan evaluasi lanjutan terhadap informasi sebelum mengambil keputusan atau menyebarkannya kepada masyarakat.

4. Kesimpulan

Dengan hasil kinerja yang luar biasa, studi ini secara efektif menerapkan model IndoBERT sebagai teknik untuk mengidentifikasi berita palsu dalam bahasa Indonesia. Model IndoBERT yang dibangun menunjukkan performa sangat tinggi dengan skor akurasi, presisi, *recall* dan *F1-score* mencapai 0,99, setelah melalui tahapan penelitian mulai dari pengumpulan dataset, pengolahan teks awal, proses pelatihan, hingga pengujian performa model. Temuan ini menunjukkan bahwa model ini sangat mampu mengklasifikasikan materi berita secara andal dan efisien. Selain itu, backend Flask dan antarmuka Flutter telah terhubung dengan sistem yang direncanakan, memungkinkan pengujian interaktif untuk menghasilkan hasil kategorisasi untuk kategori "Hoaks" atau "Fakta". Oleh karena itu, studi kami menunjukkan bahwa penggunaan IndoBERT dalam sistem deteksi berita hoax berbasis aplikasi seluler memiliki potensi besar sebagai cara praktis untuk membantu masyarakat umum dalam mengonfirmasi keakuratan informasi dengan cara yang efisien dan akurat dalam konteks perkembangan teknologi masa kini, dengan catatan bahwa sistem ini diposisikan sebagai alat bantu verifikasi informasi dan bukan sebagai penentu kebenaran absolut, sehingga hasil klasifikasi yang diberikan tetap memerlukan peran pengguna dalam melakukan penilaian lanjutan, khususnya pada konten yang bersifat sensitif.

5. Referensi

- [1] R. Rakhmat Sani, Y. Ayu Pratiwi, S. Winarno, E. Devi Udayanti, and dan Farrikh Al Zami, "Analisis Perbandingan Algoritma Naive Bayes Classifier dan Support Vector Machine untuk Klasifikasi Hoax pada Berita Online Indonesia," 2022.

- [2] M. Diki Hendriyanto and N. Sari, "Muhammad Diki Hendriyanto Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor dalam Klasifikasi Judul Berita Hoax."
- [3] P. Yashila and R. Athifahputih, "PENEGAKAN HUKUM TERHADAP PENYEBARAN BERITA HOAX DI LIHAT DARI TINJAUAN HUKUM," *Jurnal Hukum dan Pembangunan Ekonomi*, vol. 10, no. 1, p. 2022.
- [4] N. Agustina, A. Adrian, and M. Hermawati, "Implementasi Algoritma Naïve Bayes Classifier untuk Mendeteksi Berita Palsu pada Sosial Media," *Faktor Exacta*, vol. 14, no. 4, p. 206, Jan. 2022, doi: 10.30998/faktorexacta.v14i4.11259.
- [5] N. G. Ramadhan, F. D. Adhinata, A. J. T. Segara, and D. P. Rakhmadani, "Deteksi Berita Palsu Menggunakan Metode Random Forest dan Logistic Regression," *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, vol. 9, no. 2, p. 251, Apr. 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i2.3979.
- [6] C. Jocelynn, L. Tobing, I. Lanang Wijayakusuma, L. Putu, and I. Harini, "Detection of Political Hoax News Using Fine-Tuning IndoBERT," 2025. [Online]. Available: <http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>
- [7] M. I. Ragab, E. H. Mohamed, and W. Medhat, "Multilingual Propaganda Detection: Exploring Transformer-Based Models mBERT, XLM-RoBERTa, and mT5," *Association for Computational Linguistics*, pp. 75–82, Jan. 2025, Accessed: Dec. 16, 2025. [Online]. Available: <https://aclanthology.org/2025.nakbanlp-1.9/>
- [8] U. Khairani, V. Mutiawani, and H. Ahmadian, "Pengaruh Tahapan Preprocessing Terhadap Model Indobert Dan Indobertweet Untuk Mendeteksi Emosi Pada Komentar Akun Berita Instagram," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 11, no. 4, pp. 887–894, Aug. 2024, doi: 10.25126/jtiik.1148315.
- [9] N. S. Sunendar and I. Saputra, "COMPARATIVE PERFORMANCE OF TRANSFORMER AND LSTM MODELS FOR INDONESIAN INFORMATION RETRIEVAL WITH INDOBERT," *Jurnal Pilar Nusa Mandiri*, vol. 21, no. 2, pp. 228–233, Sep. 2025, doi: 10.33480/pilar.v21i2.6920.
- [10] J. Kesehatan, L. ' Aisyiyah, R. Saputra, P. ' Aisyiyah, and S. Barat, "PENGARUH PENGGUNAAN SMARTPHONE TERHADAP KESEHATAN REMAJA (LITERATURE REVIEW)".
- [11] W. Zaghouani, I. Vladimir, and M. Ruiz, "COVID-Twitter-BERT: A natural language processing model to analyse COVID-19 content on Twitter." [Online]. Available: <https://github.com/digitalepidemiologylab/covid-twitter-bert>
- [12] N. Parlov, B. Mateša, and A. Mladinić, "Structuring AI Risk Management Framework: EU AI Act FRIA, GDPR DPIA and ISO 42001/23894," in *2025 14th Mediterranean Conference on Embedded Computing (MECO)*, IEEE, Jun. 2025, pp. 1–8. doi: 10.1109/MECO66322.2025.11049196.
- [13] A. Prabowo and F. Indra Sanjaya, "Penerapan Metode Transfer Learning Pada Indobert Untuk Analisis Sentimen Teks Bahasa Jawa Ngoko Lugu," *Simkom*, vol. 9, no. 2, pp. 205–217, Jul. 2024, doi: 10.51717/simkom.v9i2.478.
- [14] Wildan Amru Hidayat and V. R. S. Nastiti, "PERBANDINGAN KINERJA PRE-TRAINED INDOBERT-BASE DAN INDOBERT-LITE PADA KLASIFIKASI SENTIMEN ULASAN TIKTOK TOKOPEDIA SELLER CENTER DENGAN MODEL INDOBERT," *JSiI (Jurnal Sistem Informasi)*, vol. 11, no. 2, pp. 13–20, Sep. 2024, doi: 10.30656/jsii.v11i2.9168.
- [15] Belinda Eka Sarah Dewi, "MODEL ANALISIS SENTIMEN PADA KENDARAAN LISTRIK MENGGUNAKAN ALGORITMA INDOBERTWEET DAN INDOBERT," *ANTIVIRUS: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika*, vol. 19, no. MODEL ANALISIS SENTIMEN PADA KENDARAAN LISTRIK MENGGUNAKAN ALGORITMA INDOBERTWEET DAN INDOBERT, pp. 169–179, Aug. 2025, doi: <https://doi.org/10.35457/antivirus.v19i1.4416>.

- [16] Anugerah Simanjuntak *et al.*, “Research and Analysis of IndoBERT Hyperparameter Tuning in Fake News Detection,” *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi*, vol. 13, no. 1, pp. 60–67, Feb. 2024, doi: 10.22146/jnteti.v13i1.8532.
- [17] A. Ripa’i, F. Santoso, and F. Lazim, “Deteksi Berita Hoax dengan Perbandingan Website Menggunakan Pendekatan Deep Learning Algoritma BERT,” *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, vol. 8, no. 3, pp. 1749–1758, Jul. 2024, doi: 10.33379/gtech.v8i3.4541.
- [18] A. R. Hanum *et al.*, “ANALISIS KINERJA ALGORITMA KLASIFIKASI TEKS BERT DALAM MENDETEKSI BERITA HOAKS,” vol. 11, no. 3, pp. 537–546, 2024, doi: 10.25126/jtiik938093.
- [19] A. Anas Qolbu and N. Fitriyati, “Performa Naïve Bayes, SVM, dan IndoBERT pada Analisis Sentimen Twitter IndiHome dengan Strategi Penanganan Data Tidak Seimbang,” vol. 814, no. 1, pp. 29–44, 2025, doi: 10.14421/fourier.2025.141.29-44.
- [20] I. Bagaskara, E. Purwanto, and J. Maulindar, “Sistem Cerdas Deteksi Berita Hoaks Berbasis IndoBert dengan Antarmuka Web Interaktif,” *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Bisnis (SENATIB)*, p. 2025.