

# PERBANDINGAN KINERJA MODEL BiLSTM DAN INDOBERT DALAM MENDETEKSI BERITA HOAKS PADA MEDIA ONLINE DI INDONESIA

Shofi Shulhiyana<sup>1\*</sup>, Nono Heryana<sup>2</sup>, Taufik Ridwan<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Universitas Singaperbangsa Karawang; Jl. HS. Ronggo Waluyo, Pseurjaya, Telukjambe Timur, Karawang, Jawa Barat; 41361

## Keywords:

BiLSTM, IndoBERT, Deep Learning, SEMMA, Berita Hoaks.

## Correspondent Email:

shofishulhiyana6@gmail.com

**Abstrak.** Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja model BiLSTM dan IndoBERT dalam mendeteksi berita hoaks pada media online di Indonesia menggunakan kerangka kerja SEMMA (Sample, Explore, Modify, Model, Assess). Dataset yang digunakan berjumlah 25.322 berita yang terdiri dari 12.644 berita hoaks dan 12.678 berita non-hoaks yang diperoleh melalui proses web scraping dari beberapa sumber media online. Setelah melalui proses persiapan dan pembersihan data, kedua model dilatih dan dievaluasi menggunakan metrik accuracy, precision, recall, F1-score, dan ROC-AUC. Hasil pengujian pada data uji internal menunjukkan bahwa kedua model memperoleh skor 100% untuk accuracy, precision, recall, dan F1-score, dengan nilai ROC-AUC sebesar 99% pada BiLSTM dan 100% pada IndoBERT. Hasil yang tinggi mengindikasikan kemungkinan adanya data leakage atau pola tertentu dalam data yang terlalu mudah dikenali oleh model. Oleh karena itu, dilakukan analisis error, uji ablation, dan evaluasi confidence calibration untuk memastikan validitas model. Pengujian lanjutan menggunakan 100 data berita baru menunjukkan bahwa BiLSTM memperoleh akurasi sebesar 92%, sedangkan IndoBERT memperoleh akurasi sebesar 91%. Secara keseluruhan, kedua model menunjukkan performa yang baik dalam mendeteksi berita hoaks berbahasa Indonesia.



Copyright © [JITET](http://www.jitet.org) (Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan). This article is an open access article distributed under terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY NC)

**Abstract.** *This study aims to compare the performance of BiLSTM and IndoBERT models in detecting fake news on Indonesian online media using the SEMMA (Sample, Explore, Modify, Model, Assess) framework. The dataset consists of 25,322 news articles, including 12,644 fake news articles and 12,678 non-fake news articles collected through web scraping from several online media sources. After data preparation and cleaning, both models were trained and evaluated using accuracy, precision, recall, F1-score, and ROC-AUC metrics. The evaluation on the internal test data shows that both models achieved 100% scores in accuracy, precision, recall, and F1-score, with ROC-AUC values of 99% for BiLSTM and 100% for IndoBERT. These exceptionally high results indicate a possible presence of data leakage or easily identifiable patterns in the dataset. Therefore, further analysis was conducted, including error analysis, ablation testing, and confidence calibration to ensure the validity of the models. Further testing using 100 new unseen news articles shows that BiLSTM achieved an accuracy of 92%, while IndoBERT achieved 91%. Overall, both models demonstrate strong performance in detecting fake news in Indonesian online media.*

## 1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi dan informasi yang semakin pesat, didukung oleh hadirnya internet serta meningkatnya jumlah pengguna dari tahun ke tahun, telah membawa perubahan besar dalam berbagai aspek kehidupan masyarakat [1]. Saat ini, media *online* berperan sebagai salah satu sarana utama dalam penyebaran informasi karena mampu menjangkau masyarakat luas dengan cepat dan tanpa batasan geografis [2]. Peningkatan penggunaan internet berdampak pada semakin luasnya arus informasi, namun di sisi lain juga diiringi oleh meningkatnya penyebaran berita hoaks di berbagai platform digital [3].

Hasil penelusuran yang dilakukan oleh Tim AIS Kementerian Kominfo menunjukkan adanya peningkatan jumlah konten hoaks, disinformasi, dan misinformasi pada periode Januari hingga Mei 2023 dibandingkan dengan periode yang sama pada tahun 2022, dengan total mencapai 11.642 konten [4], [5].

Perkembangan model berbasis Transformer seperti BERT menghadirkan kemampuan yang lebih canggih dalam memahami konteks dua arah secara paralel dan efisien [6]. IndoBERT, sebagai model transformer yang dilatih khusus dengan data bahasa Indonesia, memiliki kemampuan representasi konteks yang lebih kaya dan mendalam, sehingga unggul dalam memahami konteks linguistik kompleks yang sering ditemui dalam berita hoaks [7].

Di sisi lain, BiLSTM mampu memanfaatkan konteks dari kata sebelumnya maupun sesudahnya secara bersamaan, sehingga pemahaman terhadap makna dalam suatu kalimat menjadi lebih mendalam dan kontekstual. Model BiLSTM memiliki kekuatan pada pemrosesan urutan data secara dua arah yang efektif menangkap dependensi temporal dalam teks [8]. Dengan keunggulan masing-masing model, perbandingan antara BiLSTM dan IndoBERT menjadi penting untuk melihat sejauh mana perbedaan arsitektur keduanya memengaruhi performa dalam mendeteksi berita hoaks di media online [7].

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui model mana yang memiliki performa terbaik dalam melakukan klasifikasi berita hoaks, sehingga dapat menjadi acuan dalam pengembangan sistem deteksi berita hoaks berbahasa Indonesia.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Media Online

Media online saat ini menjadi salah satu sarana utama yang digunakan masyarakat untuk memperoleh informasi sekaligus hiburan. Peran internet sangat erat kaitannya dengan media online, karena menjadi fondasi utama yang mendukung operasionalnya. Selain itu, kemudahan dalam mengakses serta kecepatan dalam penyampaian informasi menjadikan media online semakin diminati dan dibutuhkan di tengah perkembangan zaman [9]. Dibandingkan media lainnya, media online unggul dalam menyampaikan informasi dengan cepat dan dapat menjangkau khalayak yang lebih luas dalam waktu singkat. Ciri khas dari media massa online meliputi adanya interaksi dengan pengguna, pemanfaatan berbagai bentuk multimedia, penggunaan tautan (hyperlink), serta kemampuan untuk memperbarui informasi secara terus-menerus dan langsung [10].

### 2.2 Hoaks

Hoaks dapat didefinisikan sebagai sebuah tipuan yang bertujuan untuk menipu. Dalam konteks ini, hoaks bukan sekadar informasi yang salah, tetapi juga informasi yang sengaja disebarkan untuk memanipulasi publik demi kepentingan tertentu. Penyebaran berita hoaks atau palsu dapat memicu perdebatan dan perpecahan di antara kelompok-kelompok masyarakat yang mempercayai informasi tersebut, terutama karena sifat berita hoaks yang seringkali berubah-ubah dan tidak dapat dipertanggungjawabkan [11]. Hoaks memiliki beberapa jenis, diantaranya yaitu satire atau parodi, konten menyesatkan, konten peniruan identitas, konten buatan, konten buruk, dan konten yang dimanipulasi [12].

### 2.3 Klasifikasi Teks

Klasifikasi teks menggunakan algoritma machine learning merupakan salah satu aspek penting dalam bidang Natural Language Processing (NLP). Proses ini bertujuan untuk mengelompokkan data berbentuk teks secara otomatis ke dalam kategori tertentu yang telah ditetapkan sebelumnya. Tujuannya adalah untuk mengelompokkan data teks secara otomatis ke dalam kategori yang telah ditentukan sebelumnya. Metode ini memiliki peran yang luas di berbagai sektor karena

mampu membantu proses analisis dan pengambilan keputusan berbasis data [13]. Pendekatan klasifikasi teks telah banyak diterapkan di berbagai bidang, terutama dalam ranah teknologi informasi, sebagai dasar bagi sistem prediktif dan otomatisasi data. Proses klasifikasinya meliputi identifikasi pola dari data pelatihan untuk menempatkan setiap data baru ke dalam label atau kategori yang sesuai [14].

## 2.4 Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM)

Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) merupakan bentuk pengembangan dari model Long Short-Term Memory (LSTM) dalam ranah deep learning yang dirancang untuk memproses data berurutan secara lebih menyeluruh dan mendalam [15]. Tidak seperti LSTM konvensional yang hanya memproses data dalam satu arah, BiLSTM bekerja dengan memproses input dari dua arah sekaligus, yaitu dari depan ke belakang dan sebaliknya. Pendekatan ini memungkinkan model untuk menangkap konteks dari masa lalu sekaligus masa depan dalam satu urutan data, sehingga sangat efektif dalam memahami struktur teks maupun analisis deret waktu [16].

Keunggulan utama BiLSTM terletak pada kemampuannya memahami konteks dua arah secara simultan. Dalam berbagai penerapan seperti text generation, speech recognition, maupun machine translation, BiLSTM digunakan untuk menghasilkan embedding yang lebih representatif terhadap input. [17], [18].

## 2.5 IndoBERT

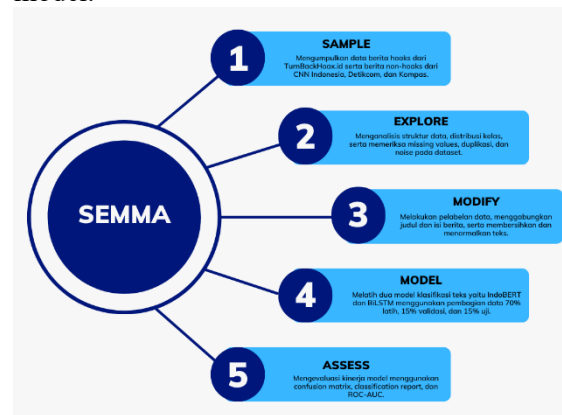
IndoBERT adalah model pemrosesan bahasa alami (NLP) berbasis arsitektur Transformer yang secara khusus dikembangkan untuk memahami karakteristik unik bahasa Indonesia [19]. Model ini dilatih melalui proses pre-training menggunakan korpus teks berbahasa Indonesia dalam jumlah besar, sehingga mampu mengenali struktur sintaks, morfologi, dan konteks bahasa dengan lebih akurat dibandingkan model BERT berbahasa Inggris. Selain itu, IndoBERT dapat disesuaikan melalui proses fine-tuning untuk berbagai tugas NLP seperti klasifikasi teks, analisis sentimen, dan deteksi hoaks, dengan menyesuaikan bobot model terhadap dataset

tertentu. Berkat kemampuan representasi kontekstualnya yang tinggi, IndoBERT menjadi salah satu model paling efektif untuk aplikasi NLP di Indonesia [20].

Keunggulan utama IndoBERT terletak pada kemampuannya memahami konteks dan struktur bahasa Indonesia secara mendalam, termasuk ragam bahasa informal seperti slang, singkatan, dan istilah lokal. Model ini juga memiliki kemampuan transfer learning yang kuat, sehingga dapat digunakan untuk berbagai tugas NLP dengan sedikit penyesuaian [21].

## 3. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan adalah SEMMA (Sampling, Exploring, Modifying, Modeling, dan Assessing). Metode SEMMA dipilih karena memiliki struktur kerja yang sesuai dengan kebutuhan penelitian. Pendekatan ini digunakan untuk membangun, mengevaluasi, dan mengoptimalkan model klasifikasi berdasarkan data teks. Setiap tahap dalam SEMMA dilakukan secara berurutan untuk memastikan kualitas data dan akurasi model.



Gambar 1. Tahapan Alur SEMMA

### 3.1 Sample

Proses pengumpulan data dilakukan melalui teknik web scraping. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 25.322 data, dengan distribusi kelas yang relatif seimbang, terdiri dari 12.644 data hoaks dan 12.678 data non-hoaks. Data hoaks diperoleh dari situs TurnBackHoax.id, sedangkan data non-hoaks dikumpulkan dari media online terpercaya di Indonesia, yaitu CNN Indonesia, Detikcom, dan Kompas.

### 3.2 Explore

Tahap eksplorasi data dilakukan untuk memperoleh pemahaman mengenai data secara menyeluruh. Proses ini meliputi analisis struktur dataset, distribusi kelas, serta statistik panjang teks dan frekuensi kata. Selain itu, dilakukan pemeriksaan terhadap missing values dan duplikasi data untuk menjaga kualitas data yang digunakan. Visualisasi data dan analisis statistik juga diterapkan guna mengidentifikasi pola umum serta noise, seperti URL, karakter non-huruf, dan teks kosong yang harus dibersihkan sebelum masuk ke tahap pemodelan.

### 3.3 Modify

Tahap modifikasi data dilakukan untuk menyiapkan dataset sebelum digunakan dalam proses pemodelan. Pada tahap ini, diberikan label 0 untuk dataset non-hoaks dan label 1 untuk dataset hoaks. kolom judul dan isi berita digabungkan menjadi satu kolom teks dan akan dijadikan data utama dalam pembelajaran model di tahap berikutnya. Selanjutnya, dilakukan pembersihan data dengan menghapus data yang memiliki missing values dan data duplikat, serta mengubah seluruh teks menjadi huruf kecil untuk menyeragamkan penulisan.

Khusus pada dataset hoaks, dilakukan penghapusan kata kunci tertentu yang menandai suatu berita sebagai hoaks. Hal ini dilakukan untuk menghindari bias pada proses pelatihan model. Selain itu, proses cleaning diterapkan untuk menghilangkan noise berupa URL, karakter non-huruf, angka, dan spasi berlebih yang tidak berkontribusi terhadap makna teks. Pada model BiLSTM, diterapkan proses stopword removal dan stemming.

kemudian, dilakukan tokenisasi teks menggunakan Tokenizer dari Keras untuk mengubah data teks menjadi urutan indeks kata, lalu diterapkan padding agar seluruh sequence memiliki panjang yang sama sebelum digunakan dalam pelatihan model. pada model IndoBERT, teks diproses menggunakan tokenizer IndoBERT untuk mengubah teks ke dalam representasi numerik yang sesuai dengan arsitektur model. Proses tokenisasi dilakukan dengan menerapkan truncation dan padding agar panjang input seragam, sehingga dapat diproses secara optimal oleh model IndoBERT.

### 3.4 Model

Tahap pemodelan dilakukan dengan membangun dan melatih dua model klasifikasi teks, yaitu IndoBERT dan BiLSTM, untuk mendeteksi berita hoaks. Dataset yang telah dimodifikasi dibagi menjadi data latih, data validasi, dan data uji dengan rasio 70:15:15.

#### 3.4.1 Model BiLSTM

Rancangan parameter arsitektur model BiLSTM dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Rancangan Parameter Model BiLSTM

Parameter	Nilai
Embedding Dimension	200
Jumlah Neuron BiLSTM	128
Dropout Rate	0.5
Batch Size	32
Epoch	10
Learning Rate	0.001
Optimizer	Adam
Metric Utama	Akurasi

#### 3.4.2 Model IndoBERT

Rincian konfigurasi parameter yang digunakan ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2, Rancangan Parameter Model IndoBERT

Parameter	Nilai
Model Pre-trained	IndoBERT-base
Epoch	5
Batch Size	32
Learning Rate	1e-5
Weight Decay	0.1
Optimizer	AdamW
Freeze Layer	Layer 1–8
Trainable Layer	Layer 9–12
Metric Utama	Akurasi
Evaluation Strategy	Per epoch

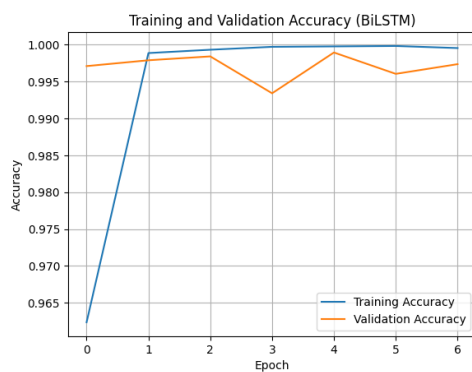
### 3.5 Asses

Tahapan ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja model dalam mengklasifikasikan berita hoaks. Evaluasi dilakukan menggunakan akurasi, confusion matrix, classification report, dan ROC-AUC. Classification report digunakan untuk melihat nilai presisi, recall, dan F1-score pada masing-masing kelas. Metrik Receiver Operating Characteristic – Area Under Curve (ROC–AUC) digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam membedakan kelas hoaks dan non-hoaks pada berbagai nilai ambang. Selanjutnya, hasil evaluasi antara model BiLSTM dan IndoBERT

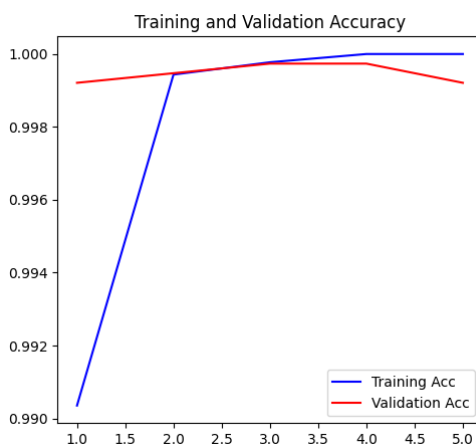
dibandingkan untuk menentukan model dengan performa terbaik dalam mendeteksi berita hoaks berbahasa Indonesia.

#### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil pelatihan model menunjukkan perbedaan proses belajar antara model BiLSTM dan IndoBERT yang terlihat pada visualisasi learning curves kedua model yang dapat dilihat pada Gambar 2 dan 3. Model IndoBERT menunjukkan proses pelatihan yang sangat stabil, dengan akurasi pelatihan dan validasi mencapai titik optimal sejak epoch ke-2 dengan nilai akurasi validasi di atas 0,999 dan tetap konsisten hingga akhir pelatihan. Sebaliknya, model BiLSTM memperlihatkan kurva yang lebih naik turun, dengan penurunan performa akurasi validasi yang cukup tajam pada beberapa epoch, yaitu pada epoch ke-3 dan ke-5. Hal ini menunjukkan bahwa proses pembelajaran BiLSTM kurang stabil dan lebih sensitif terhadap variasi data dibandingkan dengan model IndoBERT.



Gambar 2. Visualisasi Training Dan Validasi Akurasi Model BiLSTM



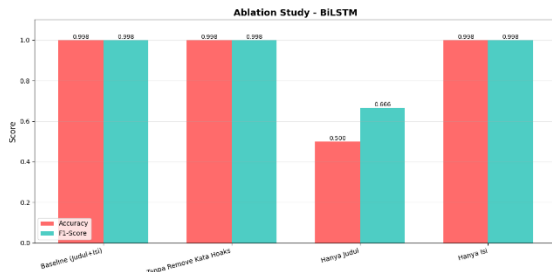
Gambar 3. Visualisasi Training Dan Validasi Akurasi Model IndoBERT

Evaluasi model menggunakan classification report menghasilkan skor 100% untuk akurasi, precision, recall, dan F1-score pada kedua model. pengujian dengan metrik ROC-AUC juga memperlihatkan kemampuan klasifikasi yang sangat baik. Model BiLSTM memperoleh nilai AUC sebesar 99% dan model IndoBERT mencapai 100%. Meskipun akurasi pada data latih dan validasi relatif seimbang selama proses pelatihan, capaian performa yang hampir sempurna ini menimbulkan kecurigaan adanya data leakage atau karakteristik dataset yang terlalu mudah diprediksi. Oleh karena itu, dilakukan tiga analisis tambahan untuk memvalidasi performa model, yaitu analisis error, uji ablation, dan confidence calibration.

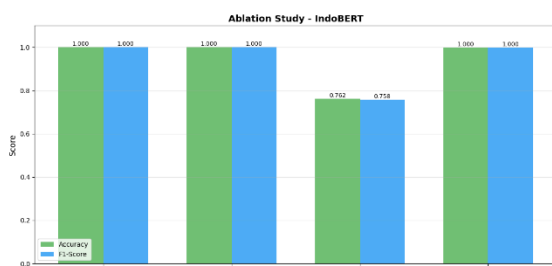
Berdasarkan analisis error pada 3.799 data uji, model IndoBERT hanya mengalami 1 kesalahan, sedangkan BiLSTM mengalami 7 kesalahan. Pola kesalahan yang teridentifikasi menunjukkan ketergantungan model pada gaya penulisan. Pada data uji dengan ID 6019, berita berlabel Fakta tentang keterlambatan penerbangan Lion Air diprediksi sebagai Hoax dengan probabilitas 61,56%. Isi berita tersebut memuat penjelasan resmi dan klarifikasi, yang dalam dataset sering muncul pada artikel verifikasi hoaks. Akibatnya, model mengenali pola bahasa tersebut sebagai ciri berita hoaks. Sebaliknya, pada data uji dengan ID 24346, artikel berlabel Hoax diprediksi sebagai Fakta dengan probabilitas hoaks hanya 18,89% karena setelah kata penanda dihapus, isi berita terlihat informatif dan formal, sehingga model lebih cenderung mengklasifikasikannya sebagai fakta.

Selanjutnya dilakukan uji robustness melalui metode uji ablation. Pada model BiLSTM, akurasi mencapai 99,82% meskipun kata penanda hoaks tidak dihapus, dan bernilai 99,82% ketika hanya isi berita yang digunakan. Namun, saat hanya judul yang digunakan, akurasi turun drastis menjadi sekitar 49%. Pola serupa juga terlihat pada IndoBERT, di mana penggunaan isi saja menghasilkan akurasi sebesar 99,97%, sedangkan penggunaan judul saja menurunkan akurasi menjadi 76,23% ketika hanya menggunakan judul. Penurunan akurasi saat hanya menggunakan judul menunjukkan bahwa informasi yang paling berpengaruh terdapat pada isi berita. Model belajar dari perbedaan pola bahasa antara artikel klarifikasi pada dataset hoaks dan gaya

penulisan berita fakta, bukan sekadar dari keberadaan kata penanda tertentu. Visualisasi hasil pengujian ditampilkan pada Gambar 4 dan 5.



Gambar 4. Hasil Uji Ablation Model BiLSTM



Gambar 5. Hasil Uji Ablation Model IndoBERT

Kemudian, hasil analisis confidence calibration menunjukkan kedua model well-calibrated dengan Expected Calibration Error (ECE) sangat kecil. Sebagian besar prediksi berada pada confidence di atas 0,90 dengan rata-rata confidence untuk prediksi benar mencapai 0,9998. Meskipun hal ini menunjukkan konsistensi antara tingkat keyakinan dan akurasi model, confidence yang sangat tinggi juga mengindikasikan bahwa data relatif mudah diprediksi. Hal ini diperkuat oleh rangkaian analisis tambahan yang telah dilakukan, yaitu uji robustness dan analisis error.

Untuk menguji performa lebih lanjut, dilakukan proses inference menggunakan 100 data berita baru yang tidak termasuk dalam data pelatihan maupun validasi. Pada model BiLSTM, sebanyak 92 berita berhasil diprediksi dengan benar, sedangkan 8 data berita hoaks salah diprediksi sebagai fakta. Nilai confidence yang dihasilkan model tergolong tinggi, dengan sebagian besar prediksi berada di atas 95%.

Berdasarkan hasil prediksi pada 100 data uji, diperoleh nilai True Positive (TP) = 92, False Negative (FN) = 8, False Positive (FP) = 0, dan True Negative (TN) = 0. Dari nilai tersebut, model BiLSTM menghasilkan akurasi sebesar 92%. Nilai precision mencapai 100%, yang

menunjukkan bahwa seluruh data yang diprediksi sebagai hoaks memang termasuk kategori hoaks. Sementara itu, recall sebesar 92% menunjukkan bahwa sebagian besar data hoaks berhasil dikenali dengan baik, meskipun masih terdapat beberapa data yang salah diklasifikasikan sebagai non-hoaks. Secara keseluruhan, nilai F1-score sebesar 95,8% menunjukkan bahwa model memiliki keseimbangan yang baik antara precision dan recall.

Sementara itu, pada model IndoBERT, hasil inference menunjukkan bahwa 91 data berita berhasil diprediksi dengan benar dan 9 data hoaks salah diprediksi sebagai fakta. Nilai confidence yang dihasilkan juga tinggi, dengan mayoritas prediksi berada di atas 95%. Hasil inference model IndoBERT ditampilkan pada Gambar 4.20.

Pada pengujian menggunakan 100 data baru, diperoleh nilai TP = 91, FN = 9, FP = 0, dan TN = 0. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model masih mampu mengidentifikasi sebagian besar berita hoaks dengan baik. Melalui perhitungan, akurasi yang dicapai sebesar 91%, dengan precision 100%, recall 91%, dan F1-score 95,3%. Nilai precision yang sempurna mengindikasikan bahwa tidak terdapat kesalahan dalam memprediksi berita sebagai hoaks, sedangkan recall yang belum maksimal menunjukkan masih adanya hoaks yang terklasifikasi sebagai fakta.

Maka, Sejalan dengan penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Maulana dan Aditya (2025), hasil pada penelitian ini menunjukkan bahwa model IndoBERT pada proses pelatihan memiliki performa yang sedikit lebih baik dibandingkan dengan model BiLSTM. Jika pada penelitian sebelumnya IndoBERT terbukti akurat dalam mendeteksi ujaran kebencian (*hate speech*), maka pada penelitian ini IndoBERT juga menunjukkan kinerja yang baik dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan berita hoaks [22].

## 5. KESIMPULAN

- a. Model BiLSTM dan IndoBERT menunjukkan performa sangat tinggi pada data uji internal dengan akurasi, precision, recall, dan F1-score mencapai 100%, serta AUC hingga 99–100%. Namun, performa ini dipengaruhi oleh karakteristik dataset yang mengindikasikan adanya data leakage

atau pola yang terlalu mudah dikenali. Uji ablation menunjukkan penurunan signifikan saat hanya menggunakan judul, menandakan model lebih mengenali pola gaya penulisan isi berita.

- b. Meskipun IndoBERT menunjukkan performa yang sedikit lebih stabil pada data uji internal, hasil pengujian pada data baru justru menunjukkan bahwa BiLSTM memiliki kinerja yang sedikit lebih baik (92% dibandingkan 91%). Hasil analisis confidence calibration menunjukkan bahwa kedua model tergolong well-calibrated, namun nilai confidence yang sangat tinggi mengindikasikan bahwa dataset cenderung mudah diprediksi. Secara umum, kedua model lebih banyak menangkap pola gaya penulisan dibandingkan memahami konten secara mendalam, sehingga diperlukan dataset yang lebih beragam dan representatif untuk mendukung implementasi di kondisi nyata.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan apresiasi kepada berbagai pihak yang telah memberikan dukungan dan kontribusi dalam pelaksanaan penelitian ini.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. R. T. Mas, "Pengaruh Media Sosial Terhadap Penyebaran Informasi Palsu dan Kejahatan Siber," *Innov. J. Soc. Sci. Res.*, vol. 3, no. 6, pp. 9133–9147, 2023.
- [2] A. Damayanti, I. D. Delima, and A. Suseno, "Pemanfaatan Media Sosial Sebagai Media Informasi dan Publikasi (Studi Deskriptif Kualitatif pada Akun Instagram @rumahkimkotatangerang)," *J. PIKMA Publ. Ilmu Komun. Media Dan Cine.*, vol. 6, no. 1, pp. 173–190, 2023, doi: 10.24076/pikma.v6i1.1308.
- [3] S. M. Prasetyo, R. Gustiawan, Faarhat, and F. R. Albani, "Analisis Pertumbuhan Pengguna Internet DI Indonesia," *BIKMA Bul. Ilm. Ilmu Komput. dan Multimed.*, vol. 2, no. 1, pp. 65–71, 2024, [Online]. Available: <https://jurnalmahasiswa.com/index.php/biikma>
- [4] M. Chamaria et al., "Sosialisasi Penggunaan Teknologi dan Pencegahan Berita Hoax di Dusun Cagunan Desa Trimurti, Kabupaten Bantul," *BERNAS J. Pengabd. Kpd. Masy.*, vol. 6, no. 3, pp. 2231–2241, 2025, [Online]. Available: <https://doi.org/10.31949/jb.v6i3.13355>
- [5] A. T. Haryanto, "Makin Menjamur, Kominfo Identifikasi 11.642 Hoax Sampai Mei 2023," *detikinet*. [Online]. Available: <https://inet.detik.com/law-and-policy/d-6803958/makin-menjamur-kominfo-identifikasi-11-642-hoax-sampai-mei-2023>
- [6] F. Koto, A. Rahimi, J. H. Lau, and T. Baldwin, "IndoLEM and IndoBERT: A Benchmark Dataset and Pre-trained Language Model for Indonesian NLP," *COLING 2020 - 28th Int. Conf. Comput. Linguist. Proc. Conf.*, pp. 757–770, 2020, doi: 10.18653/v1/2020.coling-main.66.
- [7] L. Bodhi Wijaya, Y. N. Wicaksana, S. S. Widhiasi, and A. Saptawijaya, "Pengembangan Model Deteksi Hoaks Berbahasa Indonesia Menggunakan Kombinasi IndoBERT dan BiLSTM," *Bul. Pagelaran Mhs. Nas. Bid. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 2, no. 1, pp. 12–16, 2024.
- [8] K. Kwanda, D. E. Herwindiati, and M. D. Lauro, "Perbandingan LSTM dan Bidirectional LSTM pada Sistem Prediksi Harga Saham Berbasis Website," *Ranah Res. J. Multidiscip. Res. Dev.*, vol. 7, no. 1, pp. 26–35, 2024, doi: 10.38035/rj.v7i1.1255.
- [9] W. Kustiawan, J. Ja'far, A. A. Siregar, A. M. Purba, and M. Muhammad, "Manajemen Media Online," *J. Ilm. Tek. Inform. dan Komun.*, vol. 2, no. 2, pp. 13–17, 2022, doi: 10.55606/juitik.v2i2.169.
- [10] E. N. Pratiwi, M. C. Utama, S. S. Pratama, M. A. syair A. A, and D. Widhiandono, "Analisis Framing Berita Pertemuan Donald Trump dan Volodymyr Zelenskyy Di Gedung Putih Dalam Pemberitaan Detik.com Dan CNN Indonesia," *RELASI J. Penelit. Komun.*, vol. 5, no. 2, pp. 38–57, 2025.
- [11] A. Syukur, A. Fadilla, H. Kifli, I. Selti, M. Mubaraq, and N. Hidayati, "Peran Literasi Media Dalam Memerangi berita hoax pada Media Sosial," *Pediaqu J. Pendidik. Sos. dan Hum.*, vol. 4, no. 1, pp. 823–836, 2025, [Online]. Available: [http://scioteca.caf.com/bitstream/handle/123456789/1091/RED2017-Eng-8ene.pdf?sequence=12&isAllowed=y%0Ahttp://dx.doi.org/10.1016/j.regsciurbeco.2008.06.005%0Ahttps://www.researchgate.net/publication/305320484\\_SISTEM\\_PEMBETUNGAN\\_TERPUSAT\\_STRATEGI\\_MELESTARI](http://scioteca.caf.com/bitstream/handle/123456789/1091/RED2017-Eng-8ene.pdf?sequence=12&isAllowed=y%0Ahttp://dx.doi.org/10.1016/j.regsciurbeco.2008.06.005%0Ahttps://www.researchgate.net/publication/305320484_SISTEM_PEMBETUNGAN_TERPUSAT_STRATEGI_MELESTARI)
- [12] M. U. Batoebara and B. S. Hasugian, "Isu Hoaks Meningkatkan Menjadi Potensi Kekacauan Informasi," *Device J. Inf. Syst. Comput. Sci. Inf. Technol.*, vol. 4, no. 2, pp. 64–79, 2023, doi: 10.46576/device.v4i2.4044.

- [13] A. Firizkiyah, A. Muhammad, and I. R. Maulana, "Optimasi Klasifikasi Data Teks Menggunakan Algoritma Logistic Regression dengan TF-IDF dan SMOTE," *JIKOMTI J. Ilm. Ilmu Komput. dan Teknol. Inf.*, vol. 2, no. 1, pp. 3089–2996, 2025, [Online]. Available: <https://ojs.sains.ac.id/index.php/Jikomti/article/download/97/119/355>
- [14] A. Oad, M. H. Farooq, A. Zafar, A. B. Akram, R. Zhou, and F. Dong, "Fake News Classification Methodology With Enhanced BERT," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 164491–164502, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3491376.
- [15] M. R. Zulman, R. Mahmudah, M. Arhami, and M. Davi, "Temporal Pattern Recognition : A BiLSTM-based Framework for Churn Prediction," *J. Artif. Intell. Softw. Eng.*, vol. 5, no. 2, pp. 651–659, 2025, doi: 10.30811/jaise.v5i2.6952.
- [16] S. H. Permatasari, I. M. Nur, and F. Fauzi, "Metode Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) Untuk Memprediksi Harga Saham BBRI Dengan Optimasi Nesterov Adaptive Moment (Nadam)," *Pros. Semin. Nas. Unimus*, vol. 7, pp. 1151–1159, 2024.
- [17] J. Babcock and R. Bali, *Generative AI with Python and PyTorch: navigating the AI frontier with LLMs, stable diffusion, and next-gen AI applications*. Packt Publishing Ltd., 2025.
- [18] A. Malik and B. Irawan, "Penerapan Algoritma BiLSTM Dengan Optimasi Threshold Adjustment Untuk Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Mobile JKN," *JITET (Jurnal Inform. dan Tek. Elektro Ter.)*, vol. 14, no. 1, pp. 945–953, 2026.
- [19] H. Jayadianti, W. Kaswidjanti, A. T. Utomo, S. Saifullah, F. A. Dwiyanto, and R. Drezewski, "Sentiment analysis of Indonesian reviews using fine-tuning IndoBERT and R-CNN," *Ilk. J. Ilm.*, vol. 14, no. 3, pp. 348–354, 2022, doi: 10.33096/ilkom.v14i3.1505.348-354.
- [20] D. K. Sumartha, "IMPLEMENTASI INDOBERT UNTUK ANALISIS SENTIMEN OPINI PUBLIK TERHADAP KEBIJAKAN KENAIKAN UKT DI ERA PEMERINTAHAN," *JITET (Jurnal Inform. dan Tek. Elektro Ter.)*, vol. 13, no. 3, pp. 867–875, 2024.
- [21] H. K. Putra, M. Arif Bijaksana, and A. Romadhony, "Deteksi Penggunaan Kalimat Abusive Pada Teks Bahasa Indonesia Menggunakan Metode IndoBERT," *J. Tugas Akhir Fak. Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 3028–3038, 2021.
- [22] M. D. Maulana and C. S. K. Aditya, "Perbandingan IndoBERT dan Bi-LSTM Dalam Mendeteksi Pelanggaran Undang-Undang ITE," *Sintech J.*, vol. 8, no. 1, pp. 52–59, 2025, [Online]. Available: <https://ejournal.instiki.ac.id/index.php/sintechjournal/article/view/1846>