

**DETEKSI BERITA PALSU DALAM BAHASA INDONESIA
MENGUNAKAN MODEL INDOBERT**

SKRIPSI

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat mencapai derajat Sarjana
Program Studi S1 Informatika



disusun oleh

ADIB RAMADHAN

22.11.4873

Kepada

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA
2025**

**DETEKSI BERITA PALSU DALAM BAHASA INDONESIA
MENGUNAKAN MODEL INDOBERT**

SKRIPSI

untuk memenuhi salah satu syarat mencapai derajat Sarjana
Program Studi Studi S1 Informatika



disusun oleh

ADIB RAMADHAN

22.11.4873

Kepada

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA
2025**

HALAMAN PERSETUJUAN

SKRIPSI

DETEKSI BERITA PALSU DALAM BAHASA INDONESIA
MENGGUNAKAN MODEL INDOBERT

yang disusun dan diajukan oleh

ADIB RAMADHAN

22.11.4873

telah disetujui oleh Dosen Pembimbing Skripsi
pada tanggal <tanggal ujian>

Dosen Pembimbing,

Nama Dosen Pembimbing
NIK. 19030xxxx

HALAMAN PENGESAHAN
SKRIPSI
DETEKSI BERITA PALSU DALAM BAHASA INDONESIA
MENGGUNAKAN MODEL INDOBERT

yang disusun dan diajukan oleh

ADIB RAMADHAN

22.11.4873

Telah dipertahankan di depan Dewan Penguji
pada tanggal <tanggal ujian>

Susunan Dewan Penguji

Nama Penguji

Tanda Tangan

Nama dan Gelar Penguji 1
NIK. 190302xxx

Nama dan Gelar Penguji 2
NIK. 190302xxx

Nama dan Gelar Penguji 3
NIK. 190302xxx

Skripsi ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer
Tanggal < tanggal lulus ujian >

DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER

Prof. Dr. Kusrini, M.Kom.
NIK. 190302106

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI

Yang bertandatangan di bawah ini,

Nama mahasiswa : ADIB RAMADHAN
NIM : 22.11.4873

Menyatakan bahwa Skripsi dengan judul berikut:

Tuliskan Judul Skripsi

Dosen Pembimbing : Nama Dosen dan Gelar

1. Karya tulis ini adalah benar-benar ASLI dan BELUM PERNAH diajukan untuk mendapatkan gelar akademik, baik di Universitas AMIKOM Yogyakarta maupun di Perguruan Tinggi lainnya.
2. Karya tulis ini merupakan gagasan, rumusan dan penelitian SAYA sendiri, tanpa bantuan pihak lain kecuali arahan dari Dosen Pembimbing.
3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat orang lain, kecuali secara tertulis dengan jelas dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama pengarang dan disebutkan dalam Daftar Pustaka pada karya tulis ini.
4. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab SAYA, bukan tanggung jawab Universitas AMIKOM Yogyakarta.
5. Pernyataan ini SAYA buat dengan sesungguhnya, apabila di kemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka SAYA bersedia menerima SANKSI AKADEMIK dengan pencabutan gelar yang sudah diperoleh, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma yang berlaku di Perguruan Tinggi.

Yogyakarta, <tanggal lulus ujian skripsi>

Yang Menyatakan,

Meterai Asli
Rp 10.000,-

ADIB RAMADHAN

HALAMAN PERSEMBAHAN

(Bila ada) Halaman ini berisi kepada siapa skripsi dipersembahkan. Ditulis dengan singkat, resmi, sederhana, tidak terlalu banyak, serta tidak menjurus ke penulisan informal sehingga mengurangi sifat resmi laporan ilmiah.

KATA PENGANTAR

Bagian ini berisi pernyataan resmi yang ingin disampaikan oleh penulis kepada pihak lain, misalnya ucapan terima kasih kepada Dosen Pembimbing, Tim Dosen Penguji, dan semua pihak yang terkait dalam penyelesaian skripsi termasuk orang tua dan penyandang dana.

Nama harus ditulis secara lengkap termasuk gelar akademik dan harus dihindari ucapan terima kasih kepada pihak yang tidak terkait. Bahasa yang digunakan harus mengikuti kaidah bahasa Indonesia yang baku.

Bagian ini tidak perlu dituliskan hal-hal yang bersifat ilmiah. Kata Pengantar diakhiri dengan mencantumkan kota dan tanggal penulisan diikuti di bawahnya dengan **kata “Penulis” tanpa perlu menyebutkan nama dan tanda tangan.**

Yogyakarta, <tanggal bulan tahun>

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PERSETUJUAN	ii
HALAMAN PENGESAHAN	iii
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI	iv
HALAMAN PERSEMBAHAN	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR GAMBAR	xii
DAFTAR LAMPIRAN	xiii
DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN	xiv
DAFTAR ISTILAH	xv
INTISARI	xvi
<i>ABSTRACT</i>	xvii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Batasan Masalah	2
1.4 Tujuan Penelitian	3
1.5 Manfaat Penelitian	3
1.5.1 Manfaat Teoritis	3

1.5.2	Manfaat Praktis	4
1.6	Sistematika Penulisan	4
BAB II	TINJAUAN PUSTAKA	6
2.1	Studi Literatur	6
2.2	Dasar Teori	20
2.2.1	Berita Palsu (Hoax)	20
2.2.2	Natural Language Processing (NLP)	21
2.2.3	Transformer	21
2.2.4	BERT	23
2.2.5	IndoBERT	24
2.2.6	Metode Evaluasi	25
BAB III	METODE PENELITIAN	28
3.1	Objek Penelitian	28
3.2	Alur Penelitian	28
3.2.1	Identifikasi Masalah	30
3.2.2	Studi Literatur	30
3.2.3	Pengumpulan & Persiapan Dataset	30
3.2.4	Preprocessing Data	31
3.2.5	Exploratory Data Analysis (EDA)	31
3.2.6	Split Train/Test Data	31
3.2.7	Feature Extraction (Tokenizing)	32
3.2.8	Perancangan Model	32

3.2.9	Pelatihan & Pengujian Model	32
3.2.10	Evaluasi Model	32
3.2.11	Deploy Model	33
3.2.12	Analisis Hasil & Pembahasan	33
3.2.13	Kesimpulan & Saran	33
3.3	Alat dan Bahan	33
3.3.1	Data Penelitian	33
3.3.2	Alat Penelitian	34
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		35
4.1	Pengumpulan & Persiapan Dataset	35
4.2	Hasil Preprocessing Data	36
4.3	Exploratory Data Analysis (EDA)	36
4.6.1	Distribusi Label Kelas	36
4.6.2	Distribusi Panjang Teks	37
4.6.3	WordCloud	38
4.4	Split Train/Test Data	39
4.5	Pelatihan Model	40
4.6	Evaluasi Model	41
4.6.1	Metrik Evaluasi	41
4.6.2	Confusion Matrix	42
4.7	Deploy Model	43
4.8	Pembahasan	45

BAB V PENUTUP	48
5.1 Kesimpulan	48
5.2 Saran	49
REFERENSI	50
LAMPIRAN	52

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Keaslian Penelitian	8
Tabel 2. 2 Tabel Confusion Matrix	27
Tabel 4. 1 Komposisi Data Berita	35
Tabel 4. 2 Hasil sebelum & sesudah Preprocessing Data	36
Tabel 4. 3 Pembagian Data	39
Tabel 4. 4 Hasil Pelatihan Model	41
Tabel 4. 5 Hasil Metrik Evaluasi	41

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Arsitektur Tranformer	22
Gambar 2. 2 Penerapan BERT	24
Gambar 3. 1 Alur Penelitian	29
Gambar 4. 1 Distribusi Label Kelas	37
Gambar 4. 2 Distribusi Panjang Teks	38
Gambar 4. 3 WordCloud	38
Gambar 4. 4 Confusion Matrix	42
Gambar 4. 5 Hasil Deteksi Berita Valid	44
Gambar 4. 6 Hasil Deteksi Berita Hoax	45

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Profil obyek Penelitian	10
Lampiran 2. Dokumentasi Penelitian	11

DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN

NLP	Natural Language Processing (Pemrosesan Bahasa Alami)
BERT	Bidirectional Encoder Representations from Transformers
IndoBERT	Model BERT yang dilatih khusus pada Bahasa Indonesia
EDA	Exploratory Data Analysis
TP	True Positive
TN	True Negative
FP	False Positive
FN	False Negative
F1-Score	Rata-rata harmonis antara Precision dan Recall
GPU	Graphics Processing Unit
CPU	Central Processing Unit
NSP	Next Sentence Prediction
MLM	Masked Language Modeling
ROC-AUC	Receiver Operating Characteristic-Area Under Curve
HTML	HyperText Markup Language
API	Application Programming Interface
TF-IDF	Term Frequency-Inverse Document Frequency

DAFTAR ISTILAH

Berita Palsu (Hoax)	Informasi yang tidak benar, menyesatkan, atau sengaja direkayasa untuk menipu pembaca
Tokenisasi	Proses memecah teks menjadi bagian-bagian kecil seperti kata atau sub-kata untuk dianalisis.
Fine-tuning	Pelatihan lanjutan pada model pralatih menggunakan dataset khusus agar sesuai dengan tugas tertentu
Confusion Matrix	Tabel evaluasi yang membandingkan hasil prediksi model dengan label sebenarnya
Precision	Ukuran seberapa akurat model dalam memprediksi kelas positif
Recall	Ukuran seberapa baik model mengenali semua data dari kelas positif
Overfitting	Kondisi di mana model terlalu menyesuaikan diri dengan data pelatihan sehingga kinerjanya menurun pada data baru
Preprocessing	Tahap awal pengolahan data teks untuk membersihkan dan menormalkan formatnya sebelum dimodelkan
Transformers	Arsitektur jaringan saraf yang menggunakan self-attention untuk memahami konteks teks
WordCloud	Visualisasi teks yang menampilkan kata-kata yang sering muncul dalam bentuk awan kata

INTISARI

Perkembangan teknologi informasi yang pesat telah mendorong penyebaran informasi secara luas, namun juga menyebabkan meningkatnya peredaran berita palsu (hoax) di Indonesia, terutama melalui media sosial. Penyebaran hoax dapat menimbulkan keresahan sosial, disinformasi publik, dan menurunnya kepercayaan terhadap institusi resmi. Deteksi secara manual terhadap berita palsu membutuhkan waktu dan sumber daya yang besar, sehingga diperlukan pendekatan otomatis yang mampu mengklasifikasikan berita secara efisien dan akurat. Penelitian ini menggunakan pendekatan pemrosesan bahasa alami (Natural Language Processing) dan model deep learning berbasis transformer, yaitu IndoBERT, yang dirancang khusus untuk Bahasa Indonesia. Dataset yang digunakan berasal dari Kaggle dan terdiri dari 730 data berita hoax dan valid tahun 2023. Tahapan penelitian meliputi preprocessing data, eksplorasi data (EDA), tokenisasi, pembagian data latih dan uji, pelatihan model menggunakan IndoBERT, evaluasi kinerja model, dan implementasi sistem deteksi ke dalam antarmuka web berbasis Flask. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan metrik akurasi, precision, recall, F1-score, serta confusion matrix. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model IndoBERT mampu mengklasifikasikan berita palsu dan valid dengan akurasi mencapai 100% pada data uji, serta nilai precision, recall, dan F1-score sebesar 1.00. Sistem ini berhasil diimplementasikan dalam bentuk aplikasi web sehingga dapat diakses oleh pengguna secara langsung. Penelitian ini diharapkan dapat dimanfaatkan oleh lembaga pemeriksa fakta, penyedia platform digital, serta masyarakat umum dalam upaya penyaringan informasi publik. Penelitian lanjutan dapat diarahkan pada penggunaan dataset yang lebih besar, penambahan fitur deteksi sumber, serta eksplorasi arsitektur model hybrid.

Kata kunci: berita palsu, IndoBERT, NLP, klasifikasi teks, hoax.

ABSTRACT

The rapid advancement of information technology has encouraged widespread dissemination of information, but it has also led to an increase in the circulation of fake news (hoaxes) in Indonesia, especially through social media. The spread of hoaxes can cause social unrest, public disinformation, and a decline in trust toward official institutions. Manual detection of fake news requires significant time and resources; therefore, an automated approach is needed to classify news efficiently and accurately. This study applies a Natural Language Processing (NLP) approach using a transformer-based deep learning model, IndoBERT, which is specifically trained for the Indonesian language. The dataset used was obtained from Kaggle and consists of 730 labeled news articles (hoax and valid) from the year 2023. The research stages include data preprocessing, exploratory data analysis (EDA), tokenization, train-test split, model training using IndoBERT, performance evaluation, and system deployment through a Flask-based web interface. The model's performance was evaluated using metrics such as accuracy, precision, recall, F1-score, and confusion matrix. The results show that IndoBERT was able to classify hoax and valid news with 100% accuracy on the test set, with precision, recall, and F1-score all reaching 1.00. The system was successfully implemented as a web application, allowing direct public access. This research is expected to benefit fact-checking institutions, digital platform providers, and the general public in filtering public information. Future research may explore larger and more diverse datasets, source detection features, and hybrid model architectures.

Keyword: fake news, IndoBERT, NLP, text classification, hoax.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pesatnya perkembangan teknologi informasi mempermudah penyebaran informasi, namun juga mendorong maraknya penyebaran berita palsu (hoax), khususnya melalui media sosial. Berdasarkan data Kominfo, terdapat 12.547 konten hoax terdeteksi di Indonesia antara 2018 hingga 2023. Hal ini menimbulkan disinformasi publik, keresahan sosial, dan penurunan kepercayaan terhadap institusi resmi. Karena deteksi manual membutuhkan waktu dan tenaga yang besar, penelitian ini mencoba menggunakan pendekatan otomatis dengan bantuan pemrosesan bahasa alami dan model IndoBERT, untuk mengklasifikasikan berita sebagai hoax atau bukan, khususnya dalam konteks Bahasa Indonesia [1][2].

Berita palsu dalam Bahasa Indonesia menjadi perhatian serius karena sering menargetkan isu-isu sensitif yang bersifat lokal maupun nasional. Deteksi secara manual tentu memakan waktu dan membutuhkan sumber daya manusia dalam jumlah besar. Untuk itu, diperlukan pendekatan berbasis teknologi yang dapat mengidentifikasi berita palsu secara otomatis, efisien, dan akurat. Salah satu solusi yang dapat diterapkan adalah dengan memanfaatkan teknik pemrosesan bahasa alami (Natural Language Processing) dan model pembelajaran mesin [3].

Model berbasis transformer seperti BERT telah terbukti efektif dalam berbagai tugas klasifikasi teks. Khusus untuk konteks Bahasa Indonesia, pengembangan model prelatih seperti IndoBERT memungkinkan sistem untuk memahami ciri khas bahasa lokal dengan lebih baik [4]. Dengan melakukan pelatihan lanjutan pada data berita palsu dan valid, model ini diharapkan dapat mengenali pola-pola bahasa yang menjadi ciri khas hoax.

Kegiatan penelitian ini dilakukan sebagai respons terhadap kebutuhan akan sistem deteksi berita palsu otomatis yang relevan dengan konteks bahasa dan budaya lokal. Penggunaan model IndoBERT dipilih karena kemampuannya dalam

memahami struktur bahasa Indonesia secara mendalam. Penelitian ini juga mencakup penerapan model ke dalam antarmuka web sederhana, sehingga hasil klasifikasi dapat diuji secara langsung oleh pengguna. Selain itu, evaluasi dilakukan untuk mengukur performa model, kemudahan penggunaan sistem, serta mengidentifikasi potensi keterbatasan seperti overfitting atau ketidaksesuaian dengan data berita terkini [5][6].

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan sebelumnya, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana performa model IndoBERT dalam memprediksi berita palsu berbahasa Indonesia?
2. Bagaimana hasil implementasi model IndoBERT ketika diterapkan ke dalam platform web untuk mendeteksi berita palsu secara otomatis?
3. Apa saja kendala dan keterbatasan yang dihadapi dalam penggunaan model IndoBERT untuk deteksi berita palsu, khususnya dalam konteks data berita terbaru?

1.3 Batasan Masalah

Untuk menjaga fokus dan kejelasan dalam pelaksanaan penelitian ini, maka batasan masalah yang diterapkan adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini hanya menggunakan teks berita berbahasa Indonesia, tanpa melibatkan berita dalam bahasa asing.
2. Dataset yang digunakan diperoleh dari situs Kaggle, terdiri dari 730 data berita hoax tahun 2023.
3. Penelitian ini hanya menggunakan model IndoBERT untuk proses klasifikasi, tanpa melakukan perbandingan dengan model pembelajaran mesin lainnya.
4. Proses klasifikasi dalam penelitian ini difokuskan pada dua label, yaitu Valid (0) dan Hoax (1).

5. Penelitian ini hanya memfokuskan pada judul dan konten teks berita tanpa mempertimbangkan elemen non-teks seperti gambar, video, atau metadata lainnya.
6. Evaluasi kinerja model dibatasi pada metrik klasifikasi standar seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score, serta visualisasi hasil evaluasi menggunakan confusion matrix.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan yang akan dicapai oleh peneliti dalam penelitian ini adalah menghasilkan model klasifikasi yang mampu mendeteksi berita palsu dalam Bahasa Indonesia secara otomatis dengan menggunakan IndoBERT. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui dan menganalisis kinerja model IndoBERT dalam mengklasifikasikan berita menjadi dua kategori, yaitu Valid (0) dan Hoax (1), berdasarkan judul dan konten teks berita. Penelitian ini juga bertujuan untuk menghitung akurasi dan mengevaluasi performa model menggunakan metrik evaluasi klasifikasi seperti akurasi, presisi, recall, F1-score, serta confusion matrix guna memvalidasi efektivitas model yang dibangun. Selain itu, penelitian ini juga diharapkan dapat menjadi dasar atau acuan awal dalam pengembangan sistem berbasis pemrosesan bahasa alami dalam meningkatkan akurasi klasifikasi teks, sehingga dapat digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan dalam upaya penyaringan informasi publik, khususnya dalam mengurangi penyebaran berita palsu di platform digital.

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan memberikan manfaat baik secara teoritis maupun praktis, antara lain sebagai berikut:

1.5.1 Manfaat Teoritis

Penelitian ini dapat memperkaya kajian di bidang pemrosesan bahasa alami (Natural Language Processing) khususnya dalam penerapan model IndoBERT untuk klasifikasi teks berbahasa Indonesia. Hasil penelitian ini juga dapat menjadi referensi bagi pengembangan metode

deteksi berita palsu secara otomatis menggunakan pendekatan berbasis deep learning dalam bahasa lokal.

1.5.2 Manfaat Praktis

Secara praktis, hasil dari penelitian ini dapat dimanfaatkan oleh institusi pemeriksa fakta, platform media sosial, maupun penyedia layanan informasi digital untuk membantu menyaring dan mengidentifikasi berita palsu secara lebih cepat dan akurat. Selain itu, sistem ini dapat mendukung upaya literasi digital di masyarakat dan berperan dalam mengurangi penyebaran hoax yang dapat merugikan publik.

1.6 Sistematika Penulisan

Skripsi ini disusun dalam lima bab utama dengan sistematika sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Berisi penjelasan mengenai latar belakang masalah yang melandasi penelitian, rumusan masalah yang ingin diselesaikan, batasan masalah untuk memperjelas ruang lingkup penelitian, tujuan yang ingin dicapai, manfaat penelitian baik secara teoritis maupun praktis, serta sistematika penulisan skripsi ini.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Memuat kajian literatur dan penelitian terdahulu yang relevan, serta dasar teori yang mendukung penelitian. Dalam bab ini dibahas konsep berita palsu, kecerdasan buatan, NLP, arsitektur Transformer, model BERT, serta IndoBERT sebagai model yang digunakan.

BAB III METODE PENELITIAN

Menjelaskan secara rinci metode yang digunakan dalam penelitian, termasuk objek penelitian, alur penelitian dalam bentuk flowchart, data dan alat yang digunakan, serta proses yang dilakukan dalam pelaksanaan penelitian.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Menyajikan hasil implementasi model IndoBERT dalam mendeteksi berita palsu, termasuk hasil klasifikasi, pengujian model, evaluasi performa menggunakan metrik seperti akurasi, precision, recall, F1-score, serta interpretasi confusion matrix. Bab ini juga membahas analisis dan interpretasi dari hasil yang diperoleh.

BAB V PENUTUP

Berisi kesimpulan dari penelitian yang telah dilakukan, menjawab rumusan masalah yang telah diajukan, serta menyampaikan saran yang dapat dijadikan acuan dan pertimbangan bagi peneliti lain yang ingin mengembangkan penelitian di bidang serupa.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Studi Literatur

Perkembangan teknologi informasi telah membawa dampak signifikan dalam penyebaran informasi, termasuk penyebaran berita palsu (hoax). Berita hoax menjadi ancaman serius karena dapat menyebabkan keresahan sosial dan mempengaruhi opini publik. Untuk itu, berbagai pendekatan telah dikembangkan guna mendeteksi dan meminimalkan penyebaran hoax melalui teknologi kecerdasan buatan.

Pendekatan berbasis metode machine learning tradisional masih digunakan dalam berbagai penelitian. Musthafa et al.[1] mengembangkan sistem deteksi berita salah pada Pemilu Presiden 2024 menggunakan metode Naïve Bayes berbasis website. Model tersebut menunjukkan hasil akurasi sebesar 91% dalam mengklasifikasikan berita benar dan salah. Selanjutnya, Prabowo et al. [2] mengembangkan sistem deteksi hoax menggunakan algoritma gabungan KNN dan SVM, dan menghasilkan akurasi sebesar 93,31%. Sementara itu, Anisa et al. [3] mengusulkan pendekatan hybrid menggunakan LSTM dan SVM untuk mendeteksi berita hoax seputar COVID-19 dan berhasil memperoleh akurasi 94%.

Di sisi lain, metode deep learning berbasis jaringan saraf juga banyak diterapkan. Muzakir et al. [4] mengembangkan model deteksi berita palsu menggunakan pendekatan BiLSTM dan word embeddings GloVe, yang mencapai akurasi sebesar 99,14%. Sedangkan Cardova et al. [5] menerapkan metode LSTM untuk mengklasifikasi berita palsu dari situs PolitiFact dan memperoleh akurasi sebesar 97%. Meskipun model-model tersebut menunjukkan hasil yang baik, sebagian besar masih belum mengadopsi model transformer seperti BERT.

Model berbasis transformer telah menunjukkan hasil yang unggul dalam berbagai tugas pemrosesan bahasa alami, termasuk klasifikasi teks. Hanum et al. [6] mengevaluasi kinerja BERT dan BERT Multilingual dalam mendeteksi hoax. Hasil menunjukkan bahwa BERT memiliki akurasi sebesar 76%, sementara versi

multilingual hanya mencapai 63%. Ripa'i et al. [7] melakukan perbandingan antara model BERT, SVM, dan Random Forest. Model BERT menunjukkan performa terbaik dengan akurasi dan ROC-AUC sebesar 0.99.

Beberapa penelitian berfokus pada pendekatan data besar dan multi-sumber. Laia et al. [8] menganalisis penggunaan teknik Big Data dalam mendeteksi hoax dan disinformasi dari platform berita online. Mereka menggabungkan pendekatan NLP dan machine learning dan menunjukkan bahwa kombinasi ini meningkatkan akurasi klasifikasi secara signifikan.

Secara khusus, penelitian yang menggunakan model IndoBERT untuk deteksi hoax berbahasa Indonesia menunjukkan hasil yang menjanjikan. Wijaya et al. [9] mengembangkan model klasifikasi dengan mengombinasikan IndoBERT dan BiLSTM. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model IndoBERT-CC yang mereka usulkan menghasilkan skor ROC_AUC sebesar 0,999 dan F1-score sebesar 0,988.

Berdasarkan studi literatur yang telah dipaparkan, dapat disimpulkan bahwa pendekatan menggunakan model transformer seperti IndoBERT memiliki potensi besar dalam mendeteksi berita palsu dalam Bahasa Indonesia. Penelitian ini melanjutkan arah tersebut dengan menggunakan IndoBERT sebagai model tunggal, tanpa kombinasi model lain, guna mengevaluasi kemampuannya dalam klasifikasi berita hoax secara lebih spesifik dan efisien.

Tabel 2. 1 Keaslian Penelitian

No	Judul penelitian	Nama Penulis	Tahun Publikasi	Hasil Penelitian	Perbandingan Penelitian
1	Deteksi Berita Salah Pada Pemilihan Umum Presiden 2024 Menggunakan Metode Naïve Bayes	Aziz Musthafa, Dihin Muriyatmoko, Taufiqurrahman, Surya Kamal Sholihin	2024	Naïve Bayes diterapkan pada berita pemilu dari TurnBackHoax. Hasil akurasi klasifikasi sebesar 91%	Penelitian peneliti menggunakan IndoBERT yang unggul dalam memahami konteks bahasa Indonesia, sedangkan penelitian Aziz Musthafa dkk menggunakan Naïve Bayes yang lebih sederhana. IndoBERT berpotensi lebih akurat pada teks kompleks, namun memerlukan resource lebih besar. Sementara Naïve Bayes lebih ringan dan berhasil mencapai akurasi 91% dengan preprocessing yang kuat.
2	Sistem Deteksi Berita Hoax Pemilu 2024 Indonesia	Reza Dicki Prabowo, Ida Widaningrum, Jamilah Karaman	2025	Model gabungan KNN dan SVM untuk klasifikasi berita hoax	Penelitian peneliti menggunakan IndoBERT yang

	Menggunakan Algoritma KNN dan SVM			pemilu, akurasi mencapai 93,31%	unggul dalam memahami konteks kalimat secara mendalam melalui representasi berbasis transformer, cocok untuk teks berita yang kompleks atau ambigu. Sementara itu, penelitian Reza Dicki Prabowo dkk menggunakan kombinasi algoritma KNN dan SVM dengan pendekatan stacking, yang lebih ringan secara komputasi dan cepat dalam pelatihan. Namun, pendekatan tersebut hanya mengandalkan bobot kata dari TF-IDF dan tidak mempertimbangkan hubungan antar kata dalam konteks kalimat. Selain itu,
--	-----------------------------------	--	--	---------------------------------	---

					IndoBERT melakukan fine-tuning terhadap model bahasa Indonesia, sedangkan KNN-SVM hanya memanfaatkan fitur statistik tanpa pemahaman semantik. Dengan demikian, IndoBERT lebih unggul untuk deteksi hoaks berbasis pemahaman konteks, meskipun membutuhkan sumber daya yang lebih tinggi.
3	Deteksi Berita Online Hoax Covid-19 di Indonesia Menggunakan Hybrid LSTM dan SVM	Dwi Fitriaini Nur Anisa, Mohammad Iqbal, Imam Mukhlash	2022	Gabungan LSTM dan SVM digunakan untuk klasifikasi berita hoax COVID-19, akurasi mencapai 94%	Penelitian peneliti menggunakan IndoBERT yang unggul dalam memahami konteks bahasa alami dalam bahasa Indonesia, sementara penelitian Dwi Fitriaini Nur Anisa dkk menggabungkan

					LSTM dan SVM (hybrid) untuk klasifikasi berita COVID-19. Hybrid LSTM-SVM cukup akurat dan mencapai 94% akurasi, namun belum memanfaatkan pretrained model seperti IndoBERT yang memiliki pemahaman kontekstual lebih kuat. IndoBERT juga tidak membutuhkan desain arsitektur manual seperti kombinasi dua model terpisah.
4	Model Deteksi Berita Palsu Menggunakan Pendekatan BiLSTM	Ari Muzakir, Uci Suriani	2023	Menggunakan BiLSTM dan GloVe embeddings, akurasi mencapai 99,14%	Penelitian Ari Muzakir dkk unggul karena menggunakan BiLSTM yang mampu menangkap informasi dari dua arah teks, serta embeddings GloVe yang kaya secara semantik. Namun,

					representasinya tetap statis dan tidak menyesuaikan konteks penuh kalimat. Penelitian peneliti memiliki keunggulan dalam memahami konteks dinamis dan struktur sintaksis bahasa Indonesia secara menyeluruh, tetapi memerlukan sumber daya lebih besar dan waktu pelatihan yang lebih lama dibanding BiLSTM-GloVe yang lebih ringan dan efisien.
5	Implementasi Metode LSTM untuk Mengklasifikasi Berita Palsu pada PolitiFact	Alvinus Cardova, Arief Hermawan	2023	LSTM digunakan pada data Politifact, akurasi tinggi sebesar 97%	Penelitian peneliti unggul dalam memahami konteks bahasa Indonesia secara menyeluruh melalui pretraining berbasis transformer, sedangkan penelitian Alvinus Cardova dkk

					efektif dalam memproses data sekuensial dengan ketergantungan jangka panjang. Keunggulan LSTM terletak pada kesederhanaan arsitektur dan efisiensi pelatihan, namun terbatas dalam memahami hubungan semantik global. Sebaliknya, IndoBERT lebih kuat dalam representasi konteks, tetapi lebih berat secara komputasi dan membutuhkan dataset yang lebih seimbang serta proses fine-tuning yang kompleks.
6	Analisis Kinerja Algoritma Klasifikasi Teks BERT dalam Mendeteksi Berita Hoax	Assyfa Rasida Hanum, Ivykaeyla Adriana Zetha, Julia Nur Fajrina, Rafifah Ayu Wulandari, Salwa	2024	Model BERT dievaluasi pada data validasi, akurasi mencapai 76%. Versi Multilingual lebih	Penelitian peneliti dan penelitian Assyfa Rasida Hanum dkk sebelumnya sama-sama menggunakan

		Cahyani Putri, Sherla Puspa Andina, Novanto Yudistira		rendah, yakni 63%	pendekatan BERT, namun pendekatan kamu menggunakan IndoBERT yang dilatih khusus dengan korpus bahasa Indonesia, sementara penelitian sebelumnya menggunakan BERT umum dan Multilingual. Keunggulan mereka ada pada penggunaan dataset yang sangat besar dan beragam secara multibahasa, yang bermanfaat untuk generalisasi, namun model mereka kurang optimal dalam memahami struktur dan konteks spesifik bahasa Indonesia seperti IndoBERT. Sebaliknya, IndoBERT lebih efisien dalam deteksi berita palsu berbahasa
--	--	---	--	-------------------	---

					Indonesia, namun kurang fleksibel untuk lintas bahasa.
7	Deteksi Berita Hoax dengan Perbandingan Website Menggunakan Pendekatan Deep Learning Algoritma BERT	Asep Ripa'i, Firman Santoso, Farihin Lazim	2024	Dibandingkan dengan SVM dan Random Forest, model BERT menghasilkan akurasi dan ROC-AUC sebesar 0.99	<p>Penelitian peneliti menggunakan IndoBERT yang dirancang khusus untuk bahasa Indonesia, sementara penelitian Asep Ripa'i dkk menggunakan BERT umum sebagai model utama.</p> <p>Keunggulan penelitian Asep Ripa'i dkk terletak pada pendekatan multi-model dengan membandingkan kinerja BERT, SVM, dan Random Forest serta integrasi text mining untuk analisis pola hoaks.</p> <p>Sebaliknya, keunggulan penelitian peneliti terletak pada pemanfaatan model</p>

					yang lebih relevan secara linguistik dengan konteks lokal, meskipun tidak melakukan perbandingan dengan algoritma lain.
8	Analisis Big Data untuk Deteksi Hoax dan Disinformasi di Platform Berita Online	Mitranikasih Laia, Ayuliana, Wasiran, Muhammad Lukman Hakim, Dikky Suryadi	2025	Menggunakan teknik Big Data, NLP, dan machine learning untuk deteksi hoax otomatis dengan akurasi tinggi	Penelitian Mitranikasih Laia dkk menggabungkan big data, NLP, dan berbagai algoritma machine learning untuk menangani deteksi hoaks secara luas dan lintas sumber, termasuk media sosial. Keunggulannya ada pada cakupan data yang besar dan beragam, serta analisis multidimensi (teks, sentimen, kredibilitas sumber, dan interaksi pengguna). Sementara itu, penelitian peneliti lebih unggul dalam

					kedalaman analisis linguistik menggunakan IndoBERT yang dirancang khusus untuk bahasa Indonesia, namun belum mengintegrasikan dimensi sosial dan distribusi data sebesar penelitian Mitranikasih Laia dkk.
9	Pengembangan Model Deteksi Hoax Berbahasa Indonesia Menggunakan Kombinasi IndoBERT dan BiLSTM	Lim Bodhi Wijaya, Yosef Nuraga Wicaksana, Sri Saraswati Widhiasari, Ari Saptawijaya	2024	Kombinasi IndoBERT dan BiLSTM, model IndoBERT-CC hasilkan F1 0,988 dan ROC_AUC 0,999	Penelitian Lim Bodhi Wijaya dkk menggabungkan IndoBERT dengan BiLSTM menggunakan dua pendekatan sekaligus, yaitu fine-tuning dan feature-based, yang memberikan fleksibilitas dan kedalaman analisis pada struktur kalimat. Keunggulannya

					<p>terletak pada eksplorasi arsitektur hybrid yang mengombinasikan kekuatan representasi kontekstual dan urutan kata. Sementara itu, penelitian peneliti lebih fokus dan sederhana dengan pemanfaatan IndoBERT secara penuh, yang efisien dalam implementasi dan optimal untuk tugas klasifikasi teks dalam bahasa Indonesia. Namun, belum menguji potensi peningkatan performa melalui kombinasi arsitektur seperti penelitian Lim Bodhi Wijaya dkk.</p>
10	Studi dan Analisis Hyperparameter Tuning IndoBERT	Anugerah Simanjuntak , Rosni Lumbantoruan, Kartika Sianipar , Rut	2024	Hasil penelitian menunjukkan bahwa penyetelan	Penelitian peneliti memiliki keunggulan pada kesederhanaan

	Dalam Pendeteksian Berita Palsu	Gultom , Mario Simaremare , Samuel Situmeang , Erwin Panggabean		hyperparameter dengan Bayesian Optimization pada IndoBERT meningkatkan kinerja deteksi berita palsu, dengan presisi 88,79%, recall 94,50%, F1-score 91,56%, dan akurasi 94,32%.	implementasi dan proses yang cepat, tetapi lemah karena tidak mengeksplorasi hyperparameter dan kurang memastikan generalisasi model. Sebaliknya, penelitian Anugerah Simanjuntak dkk unggul pada metodologi yang sistematis dengan penyetelan hyperparameter yang baik, namun membutuhkan waktu dan sumber daya lebih besar, sehingga kurang praktis untuk implementasi cepat.
--	---------------------------------	---	--	---	---

2.2 Dasar Teori

2.2.1 Berita Palsu (Hoax)

Berita palsu atau yang sering disebut dengan hoax merupakan informasi yang tidak benar, menyesatkan, atau sengaja direkayasa untuk menipu atau mempengaruhi opini publik. Menurut Wardle dan Derakhshan (2017), hoax termasuk dalam kategori misinformation dan disinformation. Misinformation adalah informasi yang salah tetapi tidak disengaja, sedangkan disinformation adalah informasi salah yang dibuat dan disebarluaskan dengan sengaja untuk menipu atau merugikan pihak tertentu.

Di era digital saat ini, penyebaran berita palsu semakin mudah karena didukung oleh perkembangan teknologi informasi dan media sosial. Platform seperti Facebook, Twitter, dan WhatsApp menjadi media utama penyebaran hoax karena jangkauan dan kecepatannya yang sangat tinggi. Hal ini menimbulkan kekhawatiran karena berita palsu dapat mempengaruhi persepsi masyarakat, menimbulkan kepanikan, bahkan memicu konflik sosial dan politik.

Ciri-ciri umum berita palsu antara lain: tidak mencantumkan sumber yang jelas, menggunakan judul sensasional, memuat informasi yang provokatif, dan seringkali tidak dapat diverifikasi kebenarannya. Dalam konteks Bahasa Indonesia, hoax banyak ditemukan dalam berbagai isu, seperti politik, kesehatan, dan agama, terutama menjelang momen-momen penting seperti pemilu atau pandemi.

Deteksi berita palsu menjadi tantangan tersendiri karena hoax seringkali dibuat menyerupai berita asli dari media kredibel. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan berbasis teknologi cerdas, seperti kecerdasan buatan (Artificial Intelligence), yang mampu mempelajari pola dan karakteristik dari berita palsu secara otomatis dan adaptif.

2.2.2 Natural Language Processing (NLP)

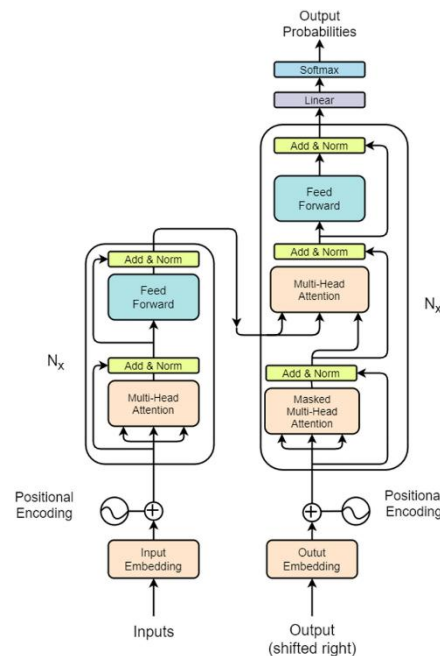
Natural Language Processing (NLP) atau Pemrosesan Bahasa Alami merupakan bidang dalam kecerdasan buatan yang berfokus pada kemampuan komputer untuk memahami dan mengolah bahasa manusia. NLP mencakup berbagai teknik pemrosesan teks seperti tokenisasi, stemming, lemmatization, part-of-speech tagging, serta named entity recognition, yang memungkinkan sistem komputer menganalisis struktur dan makna dari bahasa alami secara otomatis.

Perkembangan NLP semakin pesat dengan hadirnya arsitektur Transformer, yang menawarkan pendekatan baru dalam memahami konteks kata secara bidireksional dalam kalimat. Model-model berbasis Transformer, seperti BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers), telah merevolusi banyak tugas NLP termasuk klasifikasi teks, ekstraksi informasi, dan analisis sentimen. Pendekatan ini mampu menangkap hubungan antar kata dalam konteks yang luas dan kompleks, menjadikannya sangat efektif dalam memahami makna dari teks panjang maupun pendek. Teknologi ini menjadi dasar penting dalam pengembangan berbagai model bahasa modern, termasuk yang diadaptasi untuk Bahasa Indonesia.

2.2.3 Transformer

Transformer adalah arsitektur model yang diperkenalkan oleh Vaswani et al. pada tahun 2017 melalui makalah berjudul "Attention is All You Need". Model ini merevolusi bidang Natural Language Processing karena tidak lagi bergantung pada pemrosesan sekuensial seperti pada Recurrent Neural Networks (RNN) atau Long Short-Term Memory (LSTM). Sebagai gantinya, Transformer menggunakan mekanisme self-attention (atau scaled dot-product attention) yang memungkinkan model untuk menangkap hubungan antar kata dalam sebuah teks, terlepas dari jarak posisi kata tersebut. Mekanisme ini memungkinkan setiap kata untuk memperhatikan kata-kata lain dalam kalimat secara bersamaan, sehingga

mampu memahami konteks secara lebih menyeluruh. Misalnya, dalam kalimat “Dia makan nasi karena dia lapar”, model dapat mengetahui bahwa kedua kata “dia” merujuk pada subjek yang sama.



Gambar 2. 1 Arsitektur Tranformer

Gambar 2.1. menunjukkan arsitektur Transformer yang terdiri dari dua bagian utama, yaitu encoder di sisi kiri dan decoder di sisi kanan. Pada bagian encoder, teks masukan terlebih dahulu diubah menjadi vektor melalui proses input embedding yang kemudian ditambahkan dengan positional encoding untuk menyisipkan informasi posisi kata. Setiap layer encoder terdiri dari dua komponen utama, yaitu multi-head self-attention yang memungkinkan model memahami hubungan antar kata dari berbagai perspektif secara paralel, serta feed-forward network yang memperkuat representasi tiap token. Kedua komponen ini dibungkus dengan mekanisme residual connection dan layer normalization (Add & Norm), dan proses ini diulang sebanyak N kali.

Sementara itu, bagian decoder memiliki struktur serupa namun dengan satu blok tambahan di awal, yaitu masked multi-head attention

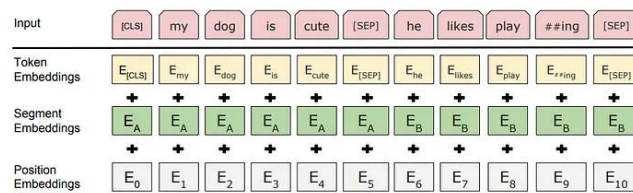
yang memastikan bahwa model hanya memperhatikan token-token sebelumnya saat menghasilkan token baru, menjaga urutan selama proses generasi. Setelah itu, decoder juga memiliki multi-head attention yang terhubung ke output encoder agar dapat mengintegrasikan informasi dari input, diikuti oleh feed-forward network dan mekanisme Add & Norm. Akhirnya, output dari decoder diteruskan ke lapisan linear dan softmax untuk menghasilkan prediksi akhir dalam bentuk kata atau token yang paling mungkin. Arsitektur ini menjadi dasar berbagai model NLP modern yang sangat efektif, termasuk dalam tugas klasifikasi teks dan deteksi berita palsu.

2.2.4 BERT

BERT adalah model bahasa berbasis arsitektur Transformer yang diperkenalkan oleh Devlin et al. pada tahun 2018 dan telah menjadi salah satu tonggak penting dalam perkembangan Natural Language Processing modern. Tidak seperti pendekatan sebelumnya yang memproses teks dalam satu arah (kiri ke kanan atau kanan ke kiri), BERT menggunakan pendekatan bidirectional, yaitu membaca konteks dari kedua arah secara bersamaan. Pendekatan ini memungkinkan BERT untuk menangkap makna yang lebih kaya dari suatu kata berdasarkan kata-kata di sekitarnya, sehingga lebih efektif dalam memahami nuansa bahasa alami.

BERT hanya menggunakan bagian encoder dari arsitektur Transformer. Untuk melatih model, BERT diperkenalkan dengan dua tugas utama: Masked Language Modeling (MLM) dan Next Sentence Prediction (NSP). Pada MLM, beberapa token dalam kalimat disembunyikan (masked), dan model ditugaskan untuk memprediksi token yang hilang berdasarkan konteks dua arah. Pada NSP, model belajar memahami hubungan antara dua kalimat dengan menentukan apakah kalimat kedua benar-benar mengikuti kalimat pertama dalam korpus asli. Kombinasi kedua tugas ini membuat BERT sangat kuat dalam memahami

konteks kalimat dalam berbagai tugas NLP, seperti klasifikasi, ekstraksi entitas, dan penjawaban pertanyaan.



Gambar 2. 2 Penerapan BERT

Pada gambar 2.2, ditunjukkan bahwa input ke dalam BERT terdiri dari tiga jenis embedding, yaitu token embeddings, segment embeddings, dan position embeddings. Token embeddings merepresentasikan kata atau sub-kata dalam kalimat, segment embeddings membedakan antara dua segmen teks (misalnya kalimat A dan B), sementara position embeddings memberikan informasi tentang urutan posisi token dalam input. Semua embedding ini dijumlahkan dan menjadi representasi awal yang diproses oleh BERT. Setelah proses encoding, token khusus seperti [CLS] akan mengandung representasi dari keseluruhan input dan digunakan untuk tugas klasifikasi, sedangkan token-token lainnya tetap merepresentasikan kata-kata individual dengan konteks yang telah dipelajari.

2.2.5 IndoBERT

IndoBERT adalah varian dari model BERT yang secara khusus dikembangkan untuk Bahasa Indonesia. Karena BERT asli dilatih pada korpus besar berbahasa Inggris seperti Wikipedia dan BooksCorpus, penggunaannya dalam konteks Bahasa Indonesia memiliki keterbatasan, terutama dalam menangani struktur gramatikal, morfologi, dan kosakata khas bahasa Indonesia. Untuk mengatasi hal ini, IndoBERT dilatih ulang (pretrained) menggunakan korpus besar dalam Bahasa Indonesia, seperti Kompas, Detik, Wikipedia Bahasa Indonesia, dan sumber teks lainnya yang representatif.

Model IndoBERT mempertahankan arsitektur dasar BERT, yaitu encoder berbasis Transformer yang bersifat bidirectional. Yang membedakannya adalah data latih dan tokenizer yang disesuaikan dengan karakteristik Bahasa Indonesia. Dengan demikian, IndoBERT mampu memahami konteks kata, frasa, dan kalimat dalam Bahasa Indonesia secara lebih akurat dibandingkan model multilingual umum. IndoBERT telah terbukti efektif pada berbagai tugas pemrosesan bahasa alami di Indonesia seperti klasifikasi teks, ekstraksi entitas, dan analisis sentimen.

Dalam konteks deteksi berita palsu, IndoBERT sangat relevan karena mampu menangkap konteks semantik dan sintaksis berita berbahasa Indonesia secara mendalam. Model ini dapat digunakan untuk mengklasifikasikan apakah suatu teks berita bersifat faktual atau mengandung informasi yang menyesatkan, dengan memanfaatkan kemampuan pemahaman konteks secara dua arah yang kuat.

2.2.6 Metode Evaluasi

Dalam tugas klasifikasi teks seperti deteksi berita palsu, penting untuk mengevaluasi kinerja model secara kuantitatif menggunakan metrik evaluasi yang tepat. Beberapa metrik yang umum digunakan meliputi akurasi, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix. Metrik-metrik ini memberikan gambaran yang lebih menyeluruh mengenai performa model, terutama saat menangani data yang tidak seimbang antara kelas positif dan negatif.

Setiap metrik dihitung berdasarkan empat komponen utama dari confusion matrix, yaitu:

1. True Positive (TP): Prediksi benar sebagai kelas positif
2. True Negative (TN): Prediksi benar sebagai kelas negatif
3. False Positive (FP): Kelas negatif diprediksi sebagai positif
4. False Negative (FN): Kelas positif diprediksi sebagai negatif

2.2.6.1 Akurasi

Akurasi mengukur proporsi prediksi yang benar terhadap seluruh jumlah prediksi yang dilakukan. Metrik ini efektif saat distribusi kelas seimbang, namun dapat menyesatkan jika salah satu kelas jauh lebih dominan.

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

2.2.6.2 Precision

Precision mengukur seberapa banyak prediksi positif yang benar-benar relevan, yaitu proporsi true positive dibandingkan semua prediksi positif. Precision penting ketika biaya kesalahan prediksi positif tinggi.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

2.2.6.3 Recall

Recall atau sensitivitas mengukur seberapa banyak kasus positif yang berhasil dikenali dengan benar oleh model. Recall sangat penting ketika kegagalan mengenali kelas positif membawa dampak besar.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

2.2.6.4 F1-Score

F1-Score adalah rata-rata harmonis antara precision dan recall. Metrik ini digunakan ketika kita ingin mencari keseimbangan antara keduanya, terutama pada data yang tidak seimbang.

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

2.2.6.1 Confusion Matrix

Confusion matrix adalah sebuah tabel yang digunakan untuk mengevaluasi performa model klasifikasi dengan membandingkan antara label sebenarnya dan hasil prediksi model. Tabel ini memiliki empat komponen utama:

Tabel 2. 2 Tabel Confusion Matrix

	Prediksi Positif	Prediksi Negatif
Data Positif (Hoax)	True Positive (TP)	False Negative (FN)
Data Negatif (Valid)	False Positive (FP)	True Negative (TN)

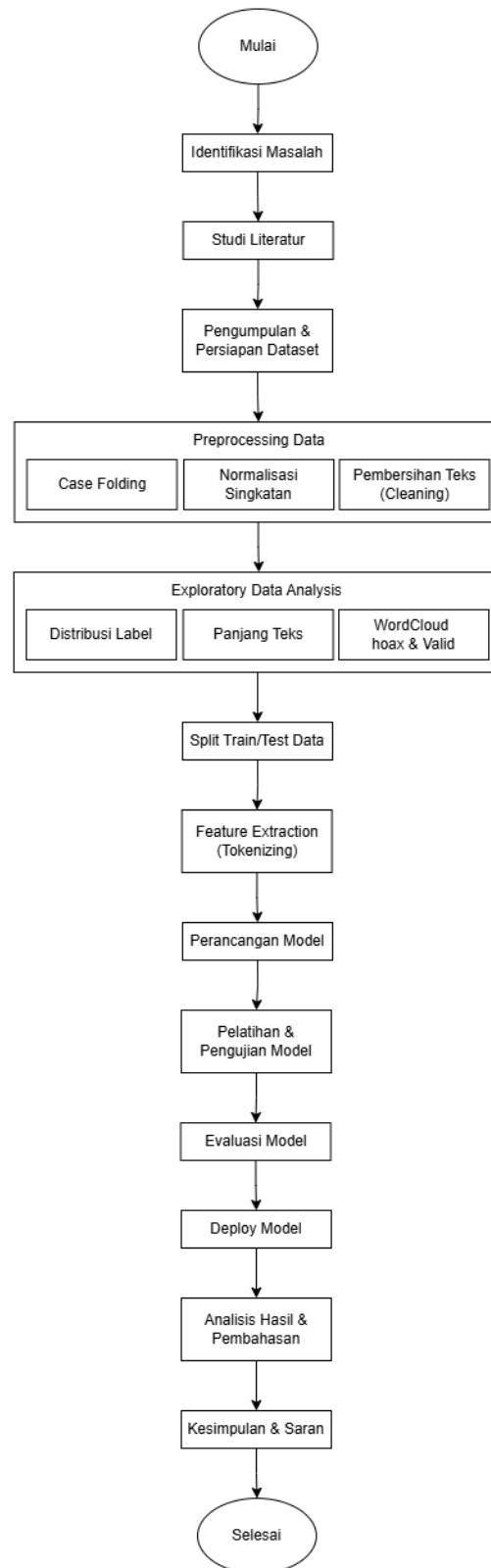
BAB III METODE PENELITIAN

3.1 Objek Penelitian

Objek dalam penelitian ini adalah teks berita berbahasa Indonesia yang terdiri dari dua kategori, yaitu berita hoax dan berita valid. Data ini digunakan untuk membangun dan melatih model deteksi berita palsu menggunakan IndoBERT. Fokus penelitian adalah pada konten berita yang mencakup judul dan isi teks, yang kemudian dianalisis untuk mengetahui apakah suatu berita mengandung informasi yang menyesatkan atau tidak. Data yang digunakan bersumber dari kumpulan berita online yang telah diberi label secara manual oleh pihak penyedia dataset

3.2 Alur Penelitian

Alur penelitian ini menggambarkan tahapan-tahapan sistematis yang dilakukan untuk membangun sistem deteksi berita palsu dalam Bahasa Indonesia menggunakan model IndoBERT. Alur ini disusun untuk memberikan gambaran menyeluruh mengenai proses penelitian, dimulai dari identifikasi masalah hingga kesimpulan dan saran. Setiap tahapan yang dilakukan disusun secara berurutan agar proses penelitian berjalan secara terstruktur, terarah, dan sesuai dengan tujuan yang ingin dicapai.



Gambar 3. 1 Alur Penelitian

Berikut ini adalah penjelasan setiap langkah dalam alur penelitian sesuai dengan gambar 3.1 tersebut:

3.2.1 Identifikasi Masalah

Masalah utama dalam era digital saat ini adalah maraknya penyebaran berita palsu (hoax) yang sulit dibedakan dari informasi valid, terutama di media sosial yang memungkinkan distribusi konten secara cepat dan luas. Berita hoax dapat menimbulkan keresahan sosial, memecah belah masyarakat, hingga mempengaruhi keputusan publik dalam konteks penting seperti pemilu atau pandemi. Untuk mengatasi tantangan ini secara otomatis dan efisien, diperlukan model kecerdasan buatan yang mampu memahami konteks bahasa Indonesia dengan baik. Salah satu model yang cocok digunakan adalah IndoBERT, sebuah model transformer berbahasa Indonesia yang telah terbukti efektif dalam tugas klasifikasi teks, termasuk deteksi berita hoax.

3.2.2 Studi Literatur

Pada tahap ini, dilakukan telaah terhadap berbagai penelitian terdahulu yang berkaitan dengan deteksi berita hoax dalam teks. Tujuannya adalah untuk memahami pendekatan, metode, dan algoritma yang telah digunakan sebelumnya, baik yang berbasis machine learning klasik seperti Naive Bayes dan SVM, maupun yang berbasis deep learning seperti LSTM, CNN, hingga transformer. Selain itu, dipelajari pula karakteristik linguistik dari berita hoax dan tantangan-tantangan dalam melakukan deteksi otomatis pada teks berbahasa Indonesia.

3.2.3 Pengumpulan & Persiapan Dataset

Dataset diunduh langsung dari situs Kaggle dalam format .xlsx, kemudian diunggah dan dimasukkan ke dalam proyek Google Colab. Setelah berhasil diunggah, dataset dibaca menggunakan library pandas dan diproses lebih lanjut untuk kebutuhan preprocessing dan modeling. Proses ini mencakup pengecekan struktur data, penggabungan kolom judul dan

konten menjadi satu fitur teks, serta pembersihan data sebelum digunakan dalam pelatihan model IndoBERT.

3.2.4 Preprocessing Data

Pada tahap ini, data mentah diolah agar sesuai dengan kebutuhan input model IndoBERT. Langkah-langkah preprocessing meliputi:

1. Case Folding: mengubah semua huruf menjadi huruf kecil (lowercase) agar model tidak membedakan kata berdasarkan kapitalisasi.
2. Normalisasi Singkatan: mengubah kata tidak baku ke dalam bentuk baku untuk memperbaiki konsistensi teks.
3. Pembersihan Teks (Cleaning): menghapus URL, tag HTML, karakter non-ASCII, simbol asing, serta karakter yang tidak relevan, lalu merapikan spasi agar teks lebih bersih dan konsisten sebelum masuk ke model.

3.2.5 Exploratory Data Analysis (EDA)

Analisis eksploratif dilakukan untuk memahami distribusi dan karakteristik data. Kegiatan dalam tahap ini meliputi:

1. Analisis distribusi label (valid vs hoax).
2. Analisis panjang teks berita.
3. Visualisasi kata menggunakan WordCloud untuk masing-masing kelas berita, guna melihat frekuensi kata yang dominan.

3.2.6 Split Train/Test Data

Setelah data teks dibersihkan dan diberi label, tahap selanjutnya adalah membagi dataset menjadi data latih (training set) dan data uji (testing set) dengan tujuan untuk melatih dan menguji performa model secara terpisah. Pembagian data dilakukan dengan fungsi `train_test_split`

dari pustaka scikit-learn dengan proporsi 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji.

3.2.7 Feature Extraction (Tokenizing)

Tahap ini merupakan proses ekstraksi fitur dari data teks agar dapat diproses oleh model IndoBERT. Proses ini dilakukan dengan menggunakan tokenizer IndoBERT dari pustaka transformers, yaitu BertTokenizer yang dimuat dari model pre-trained indobenchmark/indobert-lite-large-p1.

3.2.8 Perancangan Model

Tahap ini mencakup penentuan arsitektur dan parameter model deep learning yang akan digunakan. Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah IndoBERT (indobenchmark/indobert-lite-large-p1), yang merupakan pre-trained BERT model khusus Bahasa Indonesia. Model ini kemudian disesuaikan (fine-tuned) untuk melakukan klasifikasi biner.

3.2.9 Pelatihan & Pengujian Model

Pada tahap ini, model IndoBERT yang telah disiapkan dilatih menggunakan data latih yang telah melalui proses tokenisasi. Model yang digunakan adalah AutoModelForSequenceClassification dari pustaka Transformers, yang dimuat dari model pre-trained indobenchmark/indobert-lite-large-p1 dan disesuaikan untuk tugas klasifikasi biner (dua label: valid dan hoax).

3.2.10 Evaluasi Model

Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik evaluasi seperti:

1. Akurasi: sejauh mana model memprediksi dengan benar.
2. Precision dan Recall: untuk menilai ketepatan dan kelengkapan deteksi hoax.
3. F1-Score: rata-rata harmonis dari precision dan recall yang mencerminkan kinerja keseluruhan.

3.2.11 Deploy Model

Model yang telah melalui tahap pelatihan dan evaluasi kemudian di-deploy agar dapat digunakan oleh pengguna secara langsung melalui antarmuka web. Deploy dalam konteks ini berarti menerapkan model ke dalam aplikasi web agar mampu memproses dan mengklasifikasikan berita baru yang belum pernah dilihat sebelumnya secara real-time.

Dalam penelitian ini, model di-deploy menggunakan platform PythonAnywhere, yaitu layanan hosting Python berbasis web yang memungkinkan integrasi antara model machine learning dan tampilan antarmuka pengguna berbasis web.

3.2.12 Analisis Hasil & Pembahasan

Pada tahap ini, peneliti menganalisis hasil klasifikasi, membandingkan dengan penelitian sebelumnya, serta membahas kelebihan, kekurangan, dan kemungkinan penyebab dari hasil yang diperoleh.

3.2.13 Kesimpulan & Saran

Tahapan terakhir di mana peneliti menyimpulkan hasil dari seluruh proses penelitian dan memberikan saran untuk pengembangan lebih lanjut.

3.3 Alat dan Bahan

Penelitian ini menggunakan sejumlah alat dan bahan untuk menunjang proses pengumpulan data, pengolahan, pelatihan model, serta pengujian dan deploy model deteksi berita palsu dalam Bahasa Indonesia menggunakan IndoBERT. Adapun rincian bahan dan alat yang digunakan dijelaskan pada subpoin berikut:

3.3.1 Data Penelitian

Data yang digunakan berasal dari dataset publik berjudul "Dataset Berita Hoax 2023" yang diunduh dari Kaggle. Dataset ini berisi 730 berita berbahasa Indonesia yang terdiri dari fitur judul, konten, dan label (0 untuk valid, 1 untuk hoax).

3.3.2 Alat Penelitian

Alat atau instrumen yang digunakan dalam penelitian ini meliputi perangkat lunak dan pustaka pemrograman yang mendukung proses pengolahan data, pelatihan model, dan penerapan sistem. Proses pengolahan data dan pelatihan model dilakukan menggunakan Google Colaboratory dengan bahasa pemrograman Python, serta berbagai pustaka seperti Transformers (Hugging Face), PyTorch, scikit-learn, Pandas, dan NumPy.

Untuk visualisasi data digunakan pustaka Matplotlib dan Seaborn. Model hasil pelatihan kemudian di-deploy menggunakan framework Flask dan diunggah ke website berbasis PythonAnywhere, sehingga dapat diakses dan digunakan secara daring oleh pengguna.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Pengumpulan & Persiapan Dataset

Tahap awal dalam proses penelitian ini dimulai dengan pengumpulan dan persiapan dataset yang akan digunakan untuk pelatihan dan pengujian model IndoBERT. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari platform Kaggle dengan judul “Dataset Berita Hoax 2023”. Dataset ini terdiri dari 730 data berita berbahasa Indonesia yang telah dilabeli secara manual sebagai Valid (0) dan Hoax (1).

Format dataset awal adalah file Excel (.xlsx) yang kemudian diunggah ke dalam lingkungan Google Colaboratory untuk dilakukan proses pengolahan dan analisis lebih lanjut. Setiap entri dalam dataset terdiri dari tiga kolom utama: judul, konten, dan label. Untuk mempermudah proses klasifikasi, kolom judul dan konten digabung menjadi satu fitur teks utuh yang digunakan sebagai input model.

Proses persiapan dataset mencakup beberapa langkah penting, antara lain:

1. Mengecek kelengkapan data, memastikan tidak terdapat nilai kosong atau duplikat yang dapat mengganggu hasil pelatihan.
2. Menggabungkan kolom judul dan konten, guna memberikan konteks yang lebih lengkap dalam satu input teks.
3. Menyimpan data hasil gabungan ke dalam struktur DataFrame, sehingga memudahkan tahap preprocessing dan tokenisasi yang akan dilakukan selanjutnya.

Tabel 4. 1 Komposisi Data Berita

Label	Keterangan	Jumlah Data	Persentase (%)
0	Berita Valid	330	45.21%
1	Berita Hoax	400	54.79%
Total	-	730	100%

4.2 Hasil Preprocessing Data

Hasil preprocessing data menunjukkan bahwa teks berita telah berhasil dibersihkan dan dinormalisasi. Proses pembersihan dilakukan dengan penggantian kata singkatan menjadi kata lengkap, penghapusan URL, karakter HTML, simbol asing, serta pengubahan huruf menjadi huruf kecil.

Tabel 4. 2 Hasil sebelum & sesudah Preprocessing Data

Teks (Sebelum)	Teks_Bersih (Sesudah)
Jokowi: Terlalu banyak peraturan kita pusing sendiri...	jokowi terlalu banyak peraturan kita pusing sendiri...
Elon Musk Menghapus Akun Twitter Greta Thunberg...	elon musk menghapus akun twitter greta thunberg...
Jenazah Ferdy Sambo Dipulangkan ke Jakarta Usai...	jenazah ferdy sambo dipulangkan ke jakarta usai...
Ayah Brigadir J Ditahan Usai Hina Kapolri Gegerkan Publik...	ayah brigadir j ditahan usai hina kapolri gegerkan publik...
Gelombang Tinggi Lenyapkan Kota di Indonesia Lebih Dari 100 Orang...	gelombang tinggi lenyapkan kota di indonesia lebih dari 100 orang...

Dari Tabel 4.2 terlihat bahwa teks tidak lagi mengandung huruf kapital, simbol, atau tanda baca yang tidak relevan. Hal ini bertujuan agar model lebih fokus dalam memahami makna kata dan konteks kalimat, sehingga dapat meningkatkan akurasi prediksi pada proses klasifikasi berita hoax.

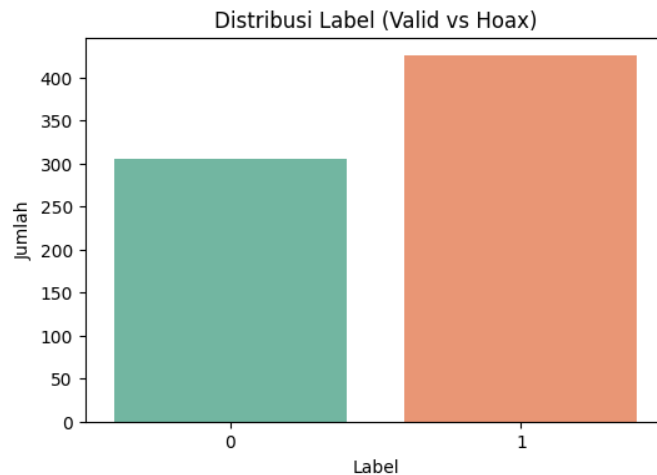
4.3 Exploratory Data Analysis (EDA)

Exploratory Data Analysis (EDA) merupakan tahap penting dalam proses analisis data yang bertujuan untuk memahami karakteristik, pola distribusi, dan insight awal dari dataset yang digunakan sebelum dilakukan pemodelan. Beberapa analisis dan visualisasi yang dilakukan meliputi:

4.6.1 Distribusi Label Kelas

Visualisasi distribusi label dilakukan untuk mengetahui sebaran antara data hoax dan valid dalam dataset. Hasil visualisasi menunjukkan

bahwa kelas Hoax (1) memiliki proporsi lebih besar dibandingkan kelas Valid (0), dengan rincian sebagai berikut:



Gambar 4. 1 Distribusi Label Kelas

Berdasarkan Gambar 4.1, distribusi yang relatif seimbang ini cukup ideal untuk proses pelatihan model klasifikasi, karena tidak terjadi ketimpangan ekstrem antar kelas (imbalanced dataset).

4.6.2 Distribusi Panjang Teks

Analisis panjang teks dilakukan dengan menghitung jumlah kata dari masing-masing entri berita (judul + konten). Visualisasi histogram digunakan untuk melihat penyebaran panjang teks. Hasilnya menunjukkan bahwa sebagian besar teks berita memiliki panjang antara 100 hingga 300 kata, dengan sedikit data yang sangat pendek atau sangat panjang.

muncul, yang menunjukkan kecenderungan topik-topik viral atau provokatif yang sering dijadikan bahan hoax.

2. Sementara itu, pada berita valid, kata-kata dominan mencakup “Indonesia”, “video”, “orang”, “jokowi”, “anies”, “meninggal”, dan “ferdy sambo”. Kata-kata ini lebih bersifat informatif dan spesifik terhadap tokoh atau kejadian aktual yang memang menjadi perhatian publik. Dominasi kata “video” menunjukkan bahwa berita valid sering dilengkapi dengan dokumentasi atau bukti yang lebih konkret.

4.4 Split Train/Test Data

Setelah melalui proses pembersihan dan eksplorasi data, langkah selanjutnya adalah melakukan pemisahan dataset menjadi dua bagian utama, yaitu data latih (training set) dan data uji (testing set). Pembagian ini bertujuan untuk melatih model pada sebagian data dan menguji performanya pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya, sehingga dapat mengukur kemampuan generalisasi model.

Dalam penelitian ini, pembagian data dilakukan menggunakan fungsi `train_test_split` dari pustaka `scikit-learn` dengan rasio 80:20, yaitu 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Rasio ini umum digunakan dalam skenario supervised learning karena memberikan cukup data untuk pelatihan sekaligus menyisakan data yang representatif untuk pengujian.

Berikut adalah rincian pembagian data:

Tabel 4. 3 Pembagian Data

Jenis Data	Jumlah Data	Persentase (%)
Data Latih (Training)	584	80.00%
Data Uji (Testing)	146	20.00%
Total	730	100%

Pemisahan dilakukan secara acak dengan pengacakan yang dikontrol menggunakan random state, agar hasil dapat direproduksi dengan konsisten. Dengan proporsi tersebut, model mendapatkan cukup banyak data untuk belajar sekaligus diuji secara adil terhadap data yang tidak terlibat dalam proses pelatihan.

4.5 Pelatihan Model

Pelatihan model dilakukan menggunakan arsitektur IndoBERT dengan memanfaatkan pretrained model indobenchmark/indobert-lite-large-p1 yang tersedia melalui pustaka Hugging Face. Model ini disesuaikan (fine-tuned) untuk tugas klasifikasi biner, yaitu membedakan antara berita hoax dan valid.

Proses pelatihan dilakukan selama 10 epoch menggunakan algoritma AdamW (Adam with Weight Decay) dengan nilai learning rate sebesar $2e-5$. Proses pelatihan dilaksanakan dalam lingkungan GPU (jika tersedia), atau akan berpindah ke CPU secara otomatis jika GPU tidak tersedia.

Model ini sudah siap untuk tugas klasifikasi dua kelas (label 0 dan 1). Proses training dilakukan dengan loop sebagai berikut:

1. Model diatur ke mode pelatihan dengan `model.train()`.
2. Data dibaca per batch dari `train_loader`, yang telah disiapkan sebelumnya menggunakan tokenizer dan `DataLoader`.
3. Untuk setiap batch, dilakukan langkah-langkah:
 - Input data (`input_ids`, `attention_mask`, `labels`) dipindahkan ke perangkat (GPU/CPU).
 - Dilakukan proses forward pass untuk mendapatkan loss.
 - Nilai loss dihitung dan dilakukan backpropagation (`loss.backward()`).
 - Optimizer melakukan update parameter (`optimizer.step()`).
 - Gradien di-reset (`optimizer.zero_grad()`).

Berikut ini adalah tabel konfigurasi pelatihan model IndoBERT:

Tabel 4. 4 Hasil Pelatihan Model

Parameter	Nilai/Keterangan
Model Pretrained	indobenchmark/indobert-lite-large-p1
Arsitektur	IndoBERT (Transformer, Encoder-only)
Tugas	Klasifikasi Biner (Hoax = 1, Valid = 0)
Jumlah Label (num_labels)	2
Epoch	10
Optimizer	AdamW
Learning Rate	2e-5
Device	GPU (cuda) jika tersedia, fallback ke CPU
Batch Processing	Menggunakan train_loader
Fungsi Loss	CrossEntropyLoss (otomatis oleh model HuggingFace)
Framework	PyTorch + Hugging Face Transformers
Strategi Optimasi	Backpropagation + Gradient Descent

4.6 Evaluasi Model

4.6.1 Metrik Evaluasi

Setelah proses pelatihan selesai, model dievaluasi menggunakan data uji dengan metrik evaluasi seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score. Berdasarkan hasil evaluasi, model menunjukkan performa yang sangat tinggi dengan hasil sebagai berikut:

Tabel 4. 5 Hasil Metrik Evaluasi

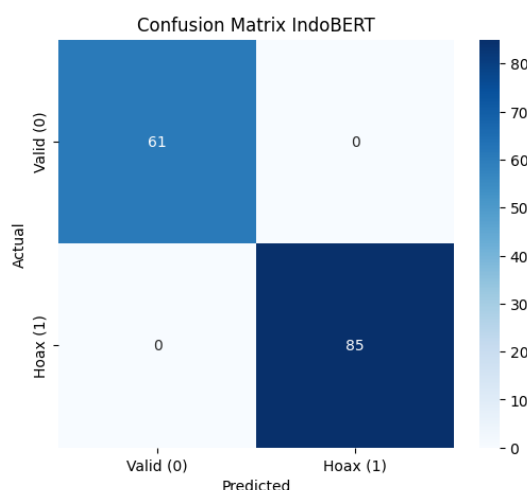
Label	Precision	Recall	F1-Score	Support
Valid (0)	1.00	1.00	1.00	61
Hoax (1)	1.00	1.00	1.00	85

Tabel 4.2 menunjukkan bahwa Model berhasil mengklasifikasikan seluruh data uji dengan benar, tanpa kesalahan. Ini ditunjukkan oleh nilai

support sebanyak 61 data valid dan 85 data hoax, yang seluruhnya terklasifikasi secara tepat.

Hasil ini menunjukkan bahwa model IndoBERT memiliki kemampuan generalisasi yang sangat baik pada data uji yang diberikan. Namun demikian, performa sempurna seperti ini juga perlu diuji lebih lanjut dengan data yang lebih beragam untuk memastikan bahwa model tidak mengalami overfitting terhadap pola yang ada dalam dataset awal.

4.6.2 Confusion Matrix



Gambar 4. 4 Confusion Matrix

Berdasarkan Gambar 4.1, model IndoBERT berhasil mengklasifikasikan seluruh data uji dengan sempurna tanpa kesalahan prediksi. Rincian hasilnya adalah sebagai berikut:

1. True Negative (TN): 61, yaitu berita valid yang berhasil diklasifikasikan sebagai valid.
2. False Positive (FP): 0, yaitu tidak ada berita valid yang salah diklasifikasikan sebagai hoax.
3. False Negative (FN): 0, yaitu tidak ada berita hoax yang salah diklasifikasikan sebagai valid.

4. True Positive (TP): 85, yaitu berita hoax yang berhasil diklasifikasikan sebagai hoax.

Hasil ini menunjukkan bahwa model mencapai akurasi 100%, serta nilai precision, recall, dan F1-score yang sempurna (1.00). Tidak adanya kesalahan klasifikasi dalam confusion matrix ini mencerminkan bahwa model mampu membedakan berita hoax dan valid secara sangat efektif. Meskipun demikian, performa sempurna seperti ini tetap perlu diuji lebih lanjut pada data yang lebih beragam agar dapat dipastikan bahwa model tidak mengalami overfitting terhadap dataset pelatihan awal.

4.7 Deploy Model

Model yang telah dilatih kemudian diimplementasikan ke dalam sebuah antarmuka web berbasis Flask dan di-deploy menggunakan PythonAnywhere dengan judul [ProjectDeteksiBeritaPalsu](#). Tujuan dari tahap ini adalah untuk memungkinkan pengguna umum mengakses dan menggunakan model secara langsung tanpa harus memahami proses teknis di baliknya. Antarmuka sistem terdiri dari:

1. Kolom input judul dan konten berita
2. Tombol "Deteksi Sekarang" untuk menjalankan prediksi
3. Hasil klasifikasi berita yang ditampilkan secara real-time, lengkap dengan indikator warna dan tingkat keyakinan model

Berikut adalah dua contoh hasil prediksi:

1. Berita Valid (Bukan Hoax)

Deteksi Berita HOAX
Model AI berbasis IndoBERT

Judul Berita

Pratikno soal Pemerkosaan 1998: Yang Dipersoalkan Fadli Zon Massal atau Tidak

Konten Berita

Jakarta - Menteri Koordinator Bidang Pembangunan Manusia dan Kebudayaan (Menko PMK) Pratikno menanggapi pernyataan Menteri Kebudayaan Fadli Zon soal pemerkosaan massal tahun 1998 yang menuai banyak kiritik. Pratikno menyebut yang dipermasalahkan Fadli Zon adalah penggunaan istilah 'massal'. Pratikno mengakui jika ada pernyataan dari Tim Gabungan Pencari Fakta (TGPF) yang menyebut soal adanya pemerkosaan pada 1998. Namun menurutnya tidak dinyatakan massal atau tidak

Deteksi Sekarang

✓
Berita ini terindikasi BENAR (BUKAN HOAX)

Tingkat Keyakinan: 99.75%

Gambar 4. 5 Hasil Deteksi Berita Valid

Pada Gambar 4.2, sistem menerima input berita berjudul "Pratikno soal Pemerkosaan 1998: Yang Dipersoalkan Fadli Zon Massal atau Tidak". Berdasarkan hasil analisis oleh model, berita ini diklasifikasikan sebagai BENAR (BUKAN HOAX) dengan tingkat keyakinan sebesar 99,75%. Pada antarmuka web, hasil tersebut ditampilkan dengan latar berwarna hijau yang berfungsi sebagai indikator bahwa berita tersebut valid.

2. Berita Hoax (Palsu)

Gambar 4. 6 Hasil Deteksi Berita Hoax

Pada Gambar 4.3 Hasil Deteksi Berita Hoax, sistem memproses berita berjudul "DPR Sarankan Penonaktifan Kapolri, Buntut Kasus Ijazah Palsu Jokowi". Model memberikan prediksi bahwa berita ini termasuk dalam kategori PALSU (HOAX) dengan tingkat keyakinan sebesar 99,87%. Hasil tersebut ditampilkan dalam antarmuka web dengan latar berwarna merah sebagai penanda bahwa berita tersebut diduga hoax.

Tampilan visual yang disertai indikator warna dan tingkat keyakinan ini membantu pengguna dalam memahami hasil klasifikasi dengan cepat dan intuitif.

4.8 Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model IndoBERT yang telah di-fine-tune untuk klasifikasi berita palsu mampu memberikan performa yang sangat tinggi. Berdasarkan evaluasi terhadap data uji, model berhasil mencapai nilai akurasi, precision, recall, dan F1-score sebesar 100%, yang menunjukkan bahwa seluruh berita dapat diklasifikasikan dengan tepat ke dalam kategori valid atau hoax. Capaian ini mencerminkan keberhasilan pipeline pelatihan model, mulai

dari preprocessing, tokenisasi, pembagian data, hingga proses pelatihan menggunakan arsitektur IndoBERT.

Secara khusus, dapat disimpulkan bahwa kinerja model IndoBERT dalam mendeteksi berita palsu berbahasa Indonesia sangat optimal. Model mampu mengenali dan membedakan karakteristik antara berita hoax dan valid dengan sangat baik. Keberhasilan ini didukung oleh kemampuan model dalam memahami konteks linguistik Bahasa Indonesia karena IndoBERT memang dirancang dan dilatih khusus untuk bahasa tersebut.

Model ini mencapai tingkat akurasi 100% pada pengujian data, yang berarti bahwa semua berita berhasil diklasifikasikan secara tepat ke dalam dua kelas. Selain akurasi, nilai precision, recall, dan F1-score yang juga mencapai 1.00 memperkuat kesimpulan bahwa model bekerja secara seimbang dan akurat terhadap kedua jenis berita, baik yang valid maupun yang mengandung hoax.

Confusion matrix memperkuat bukti performa model, di mana seluruh prediksi dilakukan tanpa kesalahan (true negative = 61, true positive = 85, false positive = 0, false negative = 0). Hasil ini menunjukkan tidak hanya kemampuan klasifikasi yang seimbang, tetapi juga minimnya bias model terhadap kelas tertentu.

Hasil tersebut menunjukkan bahwa IndoBERT memiliki kemampuan generalisasi yang sangat baik pada data uji yang diberikan. Namun demikian, performa sempurna seperti ini juga perlu diuji lebih lanjut dengan data yang lebih beragam untuk memastikan bahwa model tidak mengalami overfitting terhadap pola-pola dalam dataset awal. Jika digunakan pada berita di luar konteks tahun 2023 atau dengan gaya penulisan baru, performa model bisa berbeda. Oleh karena itu, pelatihan ulang dengan dataset yang diperbarui secara berkala sangat disarankan.

Dalam hal implementasi, model di-deploy ke dalam sebuah antarmuka web menggunakan Flask dan dijalankan melalui layanan PythonAnywhere. Berdasarkan hasil pengujian tampilan dan fungsi sistem, model dapat mendeteksi

berita palsu secara efektif dan real-time saat diakses melalui web. Antarmuka sistem menampilkan kolom input untuk judul dan konten berita, tombol aksi, serta hasil klasifikasi lengkap dengan indikator warna dan tingkat keyakinan.

Namun demikian, perlu diperhatikan dan diingatkan kembali bahwa model ini dilatih hanya menggunakan dataset berita sampai tahun 2023. Oleh sebab itu, ketika digunakan untuk mendeteksi berita terbaru yang muncul setelah tahun tersebut, hasil klasifikasi mungkin kurang akurat karena model belum mengenali konteks dan pola berita terkini. Hal ini merupakan batasan alami dari sistem berbasis machine learning, yang sangat bergantung pada cakupan dan keberagaman data pelatihan.

Dengan mempertimbangkan seluruh aspek tersebut, dapat disimpulkan bahwa model IndoBERT tidak hanya unggul secara teknis dalam lingkungan pengembangan, tetapi juga siap digunakan dalam skenario dunia nyata, dengan catatan bahwa sistem perlu diperbarui secara berkala agar tetap relevan dan akurat.

BAB V PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan yang telah dilakukan, dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut:

1. Model IndoBERT terbukti mampu mendeteksi berita palsu dalam Bahasa Indonesia dengan sangat baik. Model ini menunjukkan pemahaman konteks linguistik yang kuat dan efektif dalam membedakan antara berita hoax dan berita valid.
2. Tingkat akurasi yang dicapai oleh model IndoBERT adalah 100% pada data uji, dengan nilai precision, recall, dan F1-score yang juga mencapai 1.00. Hal ini menunjukkan bahwa model dapat mengklasifikasikan semua data uji dengan benar, baik untuk kelas hoax maupun valid.
3. Confusion matrix mendukung kesimpulan poin 2, di mana seluruh prediksi berada pada posisi yang benar (True Positive = 85, True Negative = 61, False Positive = 0, False Negative = 0). Hal ini menunjukkan bahwa model bekerja secara seimbang dan tidak bias terhadap salah satu kelas.
4. Model berhasil diimplementasikan dalam bentuk aplikasi web menggunakan Flask dan PythonAnywhere, yang memungkinkan pengguna untuk mendeteksi kebenaran suatu berita secara real-time. Tampilan antarmuka yang disertai indikator warna dan tingkat keyakinan memudahkan pengguna dalam memahami hasil klasifikasi.
5. Namun demikian, perlu diingat bahwa dataset yang digunakan dalam penelitian ini hanya mencakup berita sampai tahun 2023, sehingga penggunaan model terhadap berita-berita setelah tahun tersebut mungkin tidak akurat karena model belum mengenali konteks atau pola terbaru. Oleh karena itu, evaluasi dan pelatihan ulang model secara berkala sangat disarankan untuk menjaga performa dan relevansi sistem.

5.2 Saran

Beberapa saran yang dapat diberikan untuk pengembangan lebih lanjut dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Dataset yang digunakan sebaiknya diperbarui dan diperluas secara berkala dengan berita-berita terbaru dari berbagai sumber yang terpercaya, untuk meningkatkan kemampuan generalisasi dan menjaga akurasi prediksi terhadap konteks waktu yang terus berkembang.
2. Perbandingan dengan model lain seperti RoBERTa, IndoBERTweet, atau pendekatan hybrid (misalnya IndoBERT + BiLSTM) juga dapat dilakukan guna melihat performa relatif dan mencari konfigurasi terbaik untuk deteksi hoax dalam Bahasa Indonesia.
3. Fitur sistem dapat dikembangkan lebih lanjut, misalnya dengan menambahkan deteksi terhadap sumber berita, analisis sentimen, atau integrasi dengan API media sosial untuk mendeteksi hoax secara otomatis dalam skala besar.
4. Pengujian model pada data yang lebih bervariasi dan tidak terstruktur seperti komentar publik atau artikel pendek juga dapat menjadi fokus penelitian lanjutan, mengingat penyebaran hoax tidak hanya terbatas pada format berita formal.

REFERENSI

- [1] A. Musthafa, D. Muriyatmoko, Taufiqurrahman, dan S. K. Sholihin, “Deteksi Berita Salah Pada Pemilihan Umum Presiden 2024 Menggunakan Metode Naïve Bayes Berbasis Website,” JURNAL FASILKOMP, vol. 14, no. 2, pp. 410–419, Agustus 2024, doi: <https://doi.org/10.37859/jf.v14i2.7110>
- [2] R. DickiPrabowo, I. Widaningrum, dan J. Karaman, “Sistem Deteksi Berita Hoax Pemilu 2024 Indonesia Menggunakan Algoritma KNN Dan SVM,” JIKO (Jurnal Informatika dan Komputer), vol. 9, no. 1, pp. 93–111, Feb. 2025, doi: <http://dx.doi.org/10.26798/jiko.v9i1.1424>
- [3] Anisa, D. F. N., Iqbal, M., & Mukhlash, I. (2022), “Deteksi berita online hoax COVID-19 di Indonesia menggunakan metode hybrid Long Short-Term Memory dan Support Vector Machine,” Jurnal Sains dan Seni ITS, 11(3), A101–A108.
- [4] A. Muzakir and U. Suriani, “Model Deteksi Berita Palsu Menggunakan Pendekatan Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM),” Journal of Computer and Information Systems Ampera, vol. 4, no. 2, pp. 93–100, May 2023.
- [5] A. Cardova dan A. Hermawan, “Implementasi Metode LSTM Untuk Mengklasifikasi Berita Palsu Pada PolitiFact,” Jurnal FASILKOM, vol. 13, no. 3, pp. 471–479, Desember 2023, doi: <https://doi.org/10.37859/jf.v13i3.6175>
- [6] A. R. Hanum, I. A. Zetha, J. N. Fajrina, R. A. Wulandari, S. C. Putri, S. P. Andina, dan N. Yudistira, “Analisis Kinerja Algoritma Klasifikasi Teks BERT dalam Mendeteksi Berita Hoax,” Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK), vol. 11, no. 3, pp. 537–546, Jun. 2024, doi: <https://doi.org/10.25126/jtik.938093>
- [7] A. Ripa’i, F. Santoso, dan 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.
- [8] M. Laia, A. Ayuliana, Wasiran, M. L. Hakim, dan D. Suryadi, “Analisis Big Data untuk Deteksi Hoax dan Disinformasi di Platform Berita Online,” Jurnal JTIK (Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi), vol. 9, no. 2, pp. 776–782, Apr.–Jun. 2025, doi: <https://doi.org/10.35870/jtik.v9i2.3859>
- [9] L. B. Wijaya, Y. N. Wicaksana, S. S. Widhiasari, dan A. Saptawijaya, “Pengembangan Model Deteksi Hoax Berbahasa Indonesia Menggunakan Kombinasi IndoBERT dan BiLSTM,” Buletin Pagelaran Mahasiswa Nasional Bidang Teknologi Informasi dan Komunikasi, vol. 2, no. 1, pp. 12–16, Apr. 2024.
- [10] A. Simanjuntak, R. Lumbantoruan, K. Sianipar, R. Gultom, M. Simaremare, S. Situmeang, dan E. Panggabean, “Studi dan Analisis

Hyperparameter Tuning IndoBERT dalam Pendeteksian Berita Palsu,”
Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi, vol. 13, no. 1, pp.
60–67, Feb. 2024.

LAMPIRAN