

**IMPLEMENTASI MODEL *INDOBERT* UNTUK ANALISIS SENTIMEN
PUBLIK TERHADAP ISU DUGAAN IJAZAH PALSU PRESIDEN JOKO
WIDODO DALAM PERCAKAPAN DI *PLATFORM X* (TWITTER)**

LAPORAN TUGAS AKHIR

Laporan ini Disusun untuk Memenuhi Salah Satu Syarat Memperoleh Gelar
Sarjana Strata 1 (S1) pada Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknologi
Industri Universitas Islam Sultan Agung Semarang



DISUSUN OLEH :

NAUFAL RAFIF RAMADHANI

NIM 32602100101

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
UNIVERSITAS ISLAM SULTAN AGUNG
SEMARANG**

2026

***IMPLEMENTATION OF THE INDOBERT MODEL FOR PUBLIC
SENTIMENT ANALYSIS ON THE ISSUE OF PRESIDENT JOKO
WIDODO'S ALLEGED FAKE DIPLOMA IN CONVERSATIONS ON
PLATFORM X (TWITTER)***

FINAL PROJECT

*Proposed to complete the requirement to obtain a bachelor's degree (S-1) at
Informatics Engineering Departement of Industrial Technology
Faculty Sultan Agung Islamic University.*



ARRANGED BY:

NAUFAL RAFIF RAMADHANI

NIM 32602100101

***MAJORING OF INFORMATICS ENGINEERING
INDUSTRIAL TECHNOLOGY FACULTY
SULTAN AGUNG ISLAMIC UNIVERSITY
SEMARANG***

2026

**LEMBAR PENGESAHAN
TUGAS AKHIR**

**IMPLEMENTASI MODEL *INDOBERT* UNTUK ANALISIS SENTIMEN
PUBLIK TERHADAP ISU DUGAAN IJAZAH PALSU PRESIDEN JOKO
WIDODO DALAM PERCAKAPAN DI *PLATFORM X* (TWITTER)**

**NAUFAL RAFIF RAMADHANI
NIM 32602100101**

Telah dipertahankan di depan tim penguji proposal tugas akhir
Program Studi Teknik Informatika
Universitas Islam Sultan Agung
Pada tanggal : 5 Februari 2026

TIM PENGUJI UJIAN SARJANA:

Dedy Kurniadi, ST., M.Kom

NIK. 210615048

(Ketua Penguji)



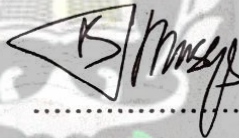
13-02-2026

Bagus Satrio Waluyo Poetro,

S.Kom., M.Cs

NIK. 210616051

(Anggota Penguji)



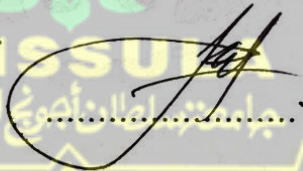
12-02-2026

Sam Farisa Chaerul Haviana,

ST., M.Kom

NIK. 210615046

(Pembimbing)



13-02-2026

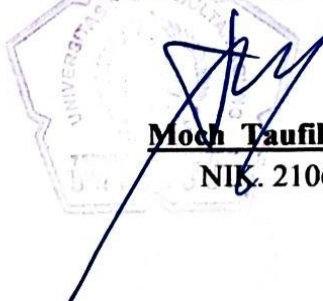
Semarang, 5 Februari 2026

Mengetahui,

Kaprodi Teknik Informatika
Universitas Islam Sultan Agung

Moch Taufik, ST.,MIT

NIK. 210604034



SURAT PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Naufal Rafif Ramadhani

NIM : 32602100101

Judul Tugas Akhir : Implementasi Model IndoBERT untuk Analisis Sentimen Publik terhadap Isu Dugaan Ijazah Palsu Presiden Joko Widodo dalam Percakapan di *Platform X* (Twitter).

Bahwa dengan ini saya menyatakan bahwa judul dan isi Tugas Akhir yang saya buat dalam rangka menyelesaikan Pendidikan Strata Satu (S1) Teknik Informatika tersebut adalah asli dan belum pernah diangkat, ditulis ataupun dipublikasikan oleh siapapun baik keseluruhan maupun sebagian, kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka, dan apabila di kemudian hari ternyata terbukti bahwa judul Tugas Akhir tersebut pernah diangkat, ditulis ataupun dipublikasikan, maka saya bersedia dikenakan sanksi akademis. Demikian surat pernyataan ini saya buat dengan sadar dan penuh tanggung jawab.

Semarang, 10 Februari 2026

Yang menyatakan,



Naufal Rafif Ramadhani

PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Naufal Rafif Ramadhani

NIM : 32602100101

Program Studi : Teknik Informatika

Fakultas : Teknologi Industri

Dengan ini menyatakan karya ilmiah berupa tugas akhir dengan judul : Implementasi Model IndoBERT untuk Analisis Sentimen Publik terhadap Isu Dugaan Ijazah Palsu Presiden Joko Widodo dalam Percakapan di *Platform X* (Twitter).

Menyetujui menjadi hak milik Universitas Islam Sultan Agung serta memberikan hak bebas royalti Non-Eksklusif untuk disimpan, dialihmediakan, dikelola dan pangkalan data dan dipublikasikan di internet dan media lain untuk kepentingan akademis selama tetap menyantumkan nama penulis sebagai pemilik hak cipta. Pernyataan ini saya buat dengan sungguh-sungguh. Apabila di kemudian hari terbukti ada pelanggaran Hak Cipta/Plagiarisme dalam karya ilmiah ini, maka segala bentuk tuntutan hukum yang timbul akan saya tanggung secara pribadi tanpa melibatkan Universitas Islam Sultan agung.

Semarang, 10 Februari 2026

Yang menyatakan,



10000
METER
TEMPEL
E1ANX275429334

Naufal Rafif Ramadhani

KATA PENGANTAR

Dengan mengucap syukur alhamdulillah atas kehadiran Allah SWT yang telah memberikan rahmat dan karunianya kepada penulis, sehingga dapat menyelesaikan Tugas Akhir dengan judul “Implementasi Model IndoBERT untuk Analisis Sentimen Publik terhadap Isu Dugaan Ijazah Palsu Presiden Joko Widodo dalam Percakapan di *Platform X* (Twitter)” ini untuk memenuhi salah satu syarat menyelesaikan studi serta dalam rangka memperoleh gelar sarjana (S-1) pada Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Sultan Agung Semarang.

Tugas Akhir ini disusun dan dibuat dengan adanya bantuan dari berbagai pihak, materi maupun teknis, oleh karena itu saya selaku penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Rektor Universitas Islam Sultan Agung Bapak Prof. Dr. H. Gunarto, S.H., M.H yang mengizinkan penulis menimba ilmu di kampus ini.
2. Dekan Fakultas Teknologi Industri Ibu Dr. Ir. Hj. Novi Marlyana, S.T., M.T., IPU., ASEAN Eng.
3. Kaprodi Teknik Informatika Bapak Moch, Taufik, S.T., M.IT.
4. Dosen pembimbing penulis Bapak Sam Farisa Chaerul Haviana, ST, M.Kom yang telah meluangkan waktu dan memberi ilmu dalam penyusunan tugas akhir.
5. Orang tua penulis yang telah mengizinkan untuk menyelesaikan laporan ini,
6. Dan kepada semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu.

Semarang, 10 Februari 2026



Naufal Rafif Ramadhani

DAFTAR ISI

| | |
|---|-------------|
| HALAMAN JUDUL | i |
| LEMBAR PENGESAHAN TUGAS AKHIR | ii |
| SURAT PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR..... | iii |
| PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH..... | iv |
| KATA PENGANTAR..... | v |
| DAFTAR ISI..... | vi |
| DAFTAR GAMBAR..... | viii |
| DAFTAR TABEL | ix |
| ABSTRAK | x |
| BAB I PENDAHULUAN..... | 1 |
| 1.1 Latar Belakang | 1 |
| 1.2 Perumusan Masalah..... | 3 |
| 1.3 Pembatasan Masalah | 3 |
| 1.4 Tujuan..... | 4 |
| 1.5 Manfaat..... | 4 |
| 1.6 Sistematika Penulisan..... | 4 |
| BAB II TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI | 6 |
| 2.1 Tinjauan Pustaka | 6 |
| 2.2 Dasar Teori..... | 16 |
| 2.2.1 <i>Natural Language Processing</i> | 16 |
| 2.2.2 Text Mining..... | 17 |
| 2.2.3 <i>Transformers</i> | 17 |
| 2.2.4 BERT | 20 |
| 2.2.5 IndoBERT | 25 |
| 2.2.6 Analisis Sentimen | 26 |
| 2.2.7 <i>Platform X</i> | 27 |
| 2.2.8 Isu Politik di Media Sosial | 27 |
| BAB III METODE PENELITIAN | 29 |
| 3.1 Alur Penelitian..... | 29 |

| | | |
|---|--|-----------|
| 3.2 | Rancang Alur Penggunaan Aplikasi..... | 34 |
| 3.3 | Perancangan <i>User Interface</i> | 35 |
| 3.3.1 | Halaman Beranda (<i>Home</i>)..... | 35 |
| 3.3.2 | Halaman Dataset | 36 |
| 3.3.3 | Halaman Visualisasi Dataset..... | 37 |
| 3.3.4 | Halaman Prediksi Sentimen | 38 |
| 3.4 | Perancangan Prompt Sistem | 39 |
| BAB IV HASIL DAN ANALISIS PENELITIAN | | 42 |
| 4.1 | Hasil Penelitian..... | 42 |
| 4.1.1 | Pengumpulan Data | 42 |
| 4.2 | Implementasi Sistem Model..... | 44 |
| 4.2.1 | Pra-pemrosesan Data..... | 44 |
| 4.2.2 | Pelabelan Data..... | 46 |
| 4.2.3 | Arsitektur Model IndoBERT | 47 |
| 4.2.4 | Pelatihan Model IndoBERT..... | 50 |
| 4.2.5 | Evaluasi Model..... | 52 |
| 4.3 | Implementasi Antar Muka Menggunakan <i>Streamlit</i> | 56 |
| 4.3.1 | Tujuan Penggunaan <i>Streamlit</i> | 56 |
| 4.3.2 | Fitur Utama Aplikasi <i>Streamlit</i> | 57 |
| 4.3.3 | Cara Akses <i>Streamlit</i> | 58 |
| 4.3.4 | Hasil Implementasi..... | 59 |
| 4.4 | Pembahasan Implementasi | 65 |
| BAB V KESIMPULAN DAN SARAN | | 68 |
| 5.1 | Kesimpulan..... | 68 |
| 5.2 | Saran | 69 |
| DAFTAR PUSTAKA | | 71 |

DAFTAR GAMBAR

| | |
|--|----|
| Gambar 2. 1 <i>Architecture Transformers</i> | 18 |
| Gambar 2. 2 Arsitektur BERT | 21 |
| Gambar 2. 3 Perbandingan Arsitektur <i>Transformer</i> , GPT, dan BERT | 22 |
| Gambar 2. 4 Perbandingan Lapisan <i>BERT Base</i> dan <i>BERT Large</i> | 23 |
| Gambar 2. 5 Tahap <i>Pre-training</i> dan <i>Fine-tuning</i> pada model BERT | 24 |
| Gambar 3. 1 <i>Flowchart</i> Alur Penelitian..... | 29 |
| Gambar 3. 2 <i>Flowchart</i> Alur Penggunaan Aplikasi..... | 34 |
| Gambar 3. 3 Rancangan Antarmuka Halaman Beranda Aplikasi Web Analisis Sentimen..... | 35 |
| Gambar 3. 4 Rancangan Antarmuka Halaman Dataset Aplikasi Web Analisis Sentimen..... | 36 |
| Gambar 3. 5 Rancangan Antarmuka Halaman Visualisasi Dataset Aplikasi Web Analisis Sentimen | 37 |
| Gambar 3. 6 Rancangan Antarmuka Halaman Prediksi Sentimen Aplikasi Web Analisis Sentimen | 38 |
| Gambar 4. 1 Distribusi Sentimen Publik di <i>Platform X</i> | 47 |
| Gambar 4. 2 Arsitektur Model IndoBERT untuk Analisis Sentimen | 49 |
| Gambar 4. 3 Grafik Perubahan Nilai <i>Training Loss</i> Selama Pelatihan Model IndoBERT | 52 |
| Gambar 4. 4 <i>Confusion Matrix</i> Hasil Evaluasi Model IndoBERT | 55 |
| Gambar 4. 5 Struktur Folder Aplikasi Web Analisis Sentimen..... | 60 |
| Gambar 4. 6 Halaman Beranda Aplikasi Analisis Sentimen | 61 |
| Gambar 4. 7 Halaman Dataset Analisis Sentimen | 62 |
| Gambar 4. 8 Halaman Visualisasi Dataset (<i>Pie Chart</i> dan <i>Bar Chart</i>) | 63 |
| Gambar 4. 9 Halaman Prediksi Sentimen IndoBERT..... | 64 |
| Gambar 4. 10 Visualisasi Proporsi Sentimen..... | 66 |
| Gambar 4. 11 Visualisasi Hasil <i>Wordcloud</i> Per Sentimen..... | 66 |

DAFTAR TABEL

| | |
|---|----|
| Tabel 2. 1 Tabel Rangkuman Tinjauan Pustaka..... | 9 |
| Tabel 3. 1 <i>Prediction Class</i> | 33 |
| Tabel 3. 2 Komponen dan Fungsi dalam Desain <i>Prompt</i> Analisis Sentimen | 40 |
| Tabel 4. 1 Jumlah Tweet Berdasarkan Bulan Pengambilan Data | 43 |
| Tabel 4. 2 Contoh Hasil Pembersihan Teks | 44 |
| Tabel 4. 3 Contoh Hasil Akhir Pra-Pemrosesan Teks..... | 45 |
| Tabel 4. 4 Distribusi Data Sentimen Publik terhadap Isu Dugaan Ijazah Palsu Presiden Joko Widodo | 46 |
| Tabel 4. 5 Parameter Pelatihan Model IndoBERT..... | 51 |



ABSTRAK

Penelitian ini membahas implementasi model *IndoBERT* untuk analisis sentimen publik terhadap isu dugaan ijazah palsu Presiden Joko Widodo di Platform X (Twitter). Tujuan penelitian ini adalah mengklasifikasikan opini publik menjadi tiga kategori sentimen, yakni positif, netral, serta negatif, untuk mengetahui kecenderungan opini masyarakat terhadap isu yang tengah berkembang. Metode yang dipergunakan yakni pendekatan kuantitatif dengan eksperimen model *IndoBERT-base-p1* yang di-*fine-tune* menggunakan dataset berbahasa Indonesia. Data dikumpulkan melalui *Twitter API v2* dengan kata kunci terkait isu tersebut, kemudian melalui tahapan *preprocessing* meliputi *cleaning*, *case folding*, *normalisasi*, *tokenisasi*, *filtering*, serta *stemming*. Sebanyak 2.113 tweet digunakan dan diklasifikasikan ke dalam data latih serta data uji dengan perbandingan 70:30. Model dilatih mempergunakan algoritma *AdamW optimizer* dengan fungsi *Cross-Entropy Loss* dan dievaluasi mempergunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, serta *F1-score*. Hasil uji memperlihatkan bahwasanya model *IndoBERT* memiliki akurasi senilai 91,13% dengan nilai *F1-score* sejumlah 0,91, menandakan performa klasifikasi yang sangat baik serta stabil. Distribusi hasil analisis memperlihatkan dominasi sentimen negatif sejumlah 61%, disusul sentimen positif sejumlah 23% serta netral sejumlah 16%. Model ini diimplementasikan ke dalam aplikasi web berbasis *Streamlit* yang memungkinkan pengguna melaksanakan analisis sentimen secara langsung dan menampilkan hasil dalam bentuk visualisasi interaktif berupa *pie chart*, *bar chart*, dan *wordcloud*. Temuan studi ini menunjukkan bahwa *IndoBERT* mampu memahami konteks opini publik dalam Bahasa Indonesia secara efektif dan dapat dijadikan dasar pengembangan sistem analisis opini publik yang informatif dan aplikatif.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, *IndoBERT*, Opini Publik, Presiden Joko Widodo

ABSTRACT

This research discusses the implementation of the *IndoBERT* model for sentiment analysis of public opinion regarding the alleged fake diploma issue of President Joko Widodo on Platform X (Twitter). The purpose of this study is to classify public opinions into three sentiment categories, positive, neutral, and negative, in order to identify the general tendency of public perception toward the ongoing issue. The research adopts a quantitative experimental approach using the *IndoBERT-base-p1* model, which has been fine-tuned with an Indonesian-language dataset. Data were collected through the *Twitter API v2* using relevant keywords related to the diploma issue and then processed through several *preprocessing* stages, including *cleaning*, *case folding*, *normalization*, *tokenization*, *filtering*, and *stemming*. A total of 2,113 tweets were used, divided into training and testing sets with a 70:30 ratio. The model was trained using the *AdamW optimizer* algorithm with the *Cross-Entropy Loss* function and evaluated using *accuracy*, *precision*, *recall*, and *F1-score* metrics. The evaluation results show that the *IndoBERT* model achieved an accuracy of 91.13% and an *F1-score* of 0.91, indicating highly accurate and balanced classification performance. The sentiment distribution results reveal that negative sentiments dominate with 61%, followed by positive sentiments at 23% and neutral sentiments at 16%. The model was implemented in a web-based application using *Streamlit*, allowing users to perform real-time sentiment analysis and view interactive visualizations such as pie charts, bar charts, and word clouds. Overall, the findings indicate that *IndoBERT* effectively understands Indonesian-language public opinion and can serve as a foundation for developing an informative and practical public sentiment analysis system.

Keywords: Sentiment Analysis, *IndoBERT*, Public Opinion, President Joko Widodo

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Media Sosial kini mejadi sarana utama yang digunakan dalam membentuk opini masyarakat di tengah perkembangan era digital. Twitter (atau sekarang disebut X) menjadi satu d antara platform yang dipergunakan masyarakat Indonesia guna menyampaikan opini terhadap isu-isu politik dan pemerintahan. Presiden Joko Widodo, sebagai tokoh utama nasional, sering menjadi subjek utama dalam percakapan di media sosial. Isu-isu kontroversial seperti dugaan penggunaan ijazah palsu oleh Presiden sudah mendatangkan banyak respons publik yang terekam dalam bentuk opini di Twitter. Penelitian terbaru menunjukkan bahwa mayoritas opini publik terhadap Presiden dan Wakil Presiden terpilih di Twitter bersifat negatif, menggambarkan ketidakpuasan masyarakat atas isu-isu yang mencuat menjelang dan setelah pemilu (Yusrizal dan Sasongko, 2024).

Dalam konteks perbincangan politik digital, cara media dan masyarakat mbingkai informasi berperan besar dalam membentuk opini. Penelitian menunjukkan bahwa framing media terhadap Presiden Joko Widodo, terutama menjelang pemilu, mampu mempengaruhi kepercayaan publik secara signifikan. Informasi yang dipersepsikan publik bukan saja berasal dari fakta, tapi juga dari narasi yang dibentuk secara digital. Maka dari itu, penting bagi penelitian akademik untuk memetakan opini masyarakat agar dapat diketahui arah kecenderungan sentimen publik terhadap isu tertentu (Fatra dkk., 2024).

Satu di antara pendekatan yang dapat dipergunakan untuk memahami kecenderungan opini publik yakni analisis sentimen. Metode ini mempunyai tujuan mengklasifikasikan opini ke dalam tiga kategori utama, yaitu sentimen positif, negatif, serta netral. Berbagai studi sebelumnya telah memperlihatkan bahwasanya analisis sentimen efektif untuk mengukur respons masyarakat terhadap tokoh politik melalui data dari Twitter. Dalam konteks pemilu 2019,

analisis sentimen digunakan untuk memetakan persepsi publik terhadap calon presiden yang terpilih, termasuk Presiden Jokowi, dengan hasil klasifikasi sentimen yang cukup akurat (Wenando dkk., 2020).

Untuk memperoleh hasil yang lebih akurat dalam memahami opini publik di media sosial berbahasa Indonesia, dibutuhkan model bahasa alami yang mampu memproses konteks lokal. IndoBERT yakni satu di antara model deep learning berbasis transformer yang sudah mendapat pelatihan menggunakan korpus bahasa Indonesia. Model ini mampu memahami relasi antar kata dalam kalimat dan telah terbukti efektif dalam mengklasifikasikan sentimen di Twitter dalam konteks politik. Dalam penelitian terkini, IndoBERT mampu mengidentifikasi sentimen publik terhadap calon presiden di media sosial dengan ketepatan yang tinggi (Putri dkk., 2024).

Selain itu, isu-isu politik yang bersifat sensitif sering kali menimbulkan ekspresi negatif bahkan ujaran kebencian. Untuk itu, sistem analisis sentimen bukan saja dibutuhkan dalam mengklasifikasikan opini biasa, tapi juga untuk mengidentifikasi potensi polarisasi sosial dan konflik digital. Penelitian sebelumnya mencatat bahwa isu agama dan politik dapat memicu sentimen tajam di ruang digital, dan hal ini perlu dikaji dengan pendekatan teknologi yang mampu membaca konteks secara dalam (Utami dan Darmaiza, 2020).

Untuk itu, studi ini akan terfokus pada implementasi model IndoBERT dalam sistem analisis sentimen untuk mengklasifikasikan pendapat publik menjadi kategori positif, negatif, atau netral terkait isu dugaan ijazah palsu Presiden Joko Widodo di *platform X* (Twitter). Tujuan dari studi ini yakni guna memahami persepsi masyarakat isu tersebut serta memberikan gambaran yang objektif mengenai opini publik yang bisa dimanfaatkan sebagai dasar dalam menganalisis dinamika sosial serta komunikasi politik di masa digital. Di samping itu, studi ini mempunyai tujuan untuk mendukung pengembangan teknologi analisis bahasa Indonesia berbasis *deep learning* yang sesuai dengan konteks sosial dan politik di Indonesia.

Penelitian ini penting karena berupaya memberikan wawasan baru serta alternatif dalam memahami literasi pengetahuan bagi masyarakat, agar

mereka lebih kritis dan bijak dalam merespons isu-isu politik di ruang digital. Hal ini sangat diperlukan mengingat tingkat literasi digital masyarakat Indonesia masih tergolong rendah, dengan skor indeks senilai 3,65 dari skala 5, seperti yang dilaporkan oleh (Kominfo, 2023). Kondisi ini memperlihatkan bahwasanya masyarakat masih perlu menaikkan kemampuan dalam memilih serta memahami informasi secara lebih cerdas serta bertanggung jawab di media sosial. Selain itu, laporan dari Masyarakat Anti Fitnah Indonesia (MAFINDO, 2023) juga menunjukkan adanya penyebaran berita palsu atau *hoaks* politik yang cukup luas di berbagai platform digital, yang menunjukkan ketahanan masyarakat masih lemah terhadap informasi tidak benar. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat membantu memperkuat literasi digital masyarakat dan meningkatkan kesadaran akan pentingnya informasi yang valid, akurat, dan berlandaskan data dalam membentuk opini publik yang sehat di era digital.

1.2 Perumusan Masalah

Bagaimana penerapan model IndoBERT dalam sistem analisis sentimen mampu memprediksi klasifikasi sentiment seperti positif, negatif, maupun netral terkait pandangan publik mengenai isu ijazah palsu Presiden Joko Widodo selama percakapan di *Platform X* (Twitter)

1.3 Pembatasan Masalah

Batasan masalah yang dihadapi selama penyusunan laporan tugas akhir ini meliputi:

1. Studi ini hanya membahas analisis sentimen publik terhadap isu dugaan ijazah palsu Presiden Joko Widodo sebagaimana muncul dalam percakapan publik di *Platform X* (Twitter).
2. Data yang dianalisis dibatasi pada tweet berbahasa Indonesia yang dikumpulkan dalam rentang waktu tertentu saat isu tersebut ramai diperbincangkan di media sosial

3. Model analisis sentimen yang digunakan adalah IndoBERT, yakni model pemrosesan bahasa alami berbasis *transformer* yang telah dilatih khusus untuk teks berbahasa Indonesia.
4. Kategori sentimen di studi ini dibatasi pada tiga kelas utama, meliputi positif, negatif, serta netral, merujuk pada standar umum dalam analisis sentimen.
5. Penelitian ini tidak membahas keabsahan hukum atau fakta kebenaran dari isu ijazah palsu, tetapi hanya fokus pada respons dan opini publik sebagaimana terekam melalui percakapan di Twitter.

1.4 Tujuan

Selain itu, tujuan dari tugas akhir ini adalah untuk memprediksi kategori sentimen positif, negatif, atau netral terhadap opini publik terkait isu dugaan ijazah palsu Presiden Joko Widodo dalam percakapan di *Platform X* (Twitter) dengan menggunakan model analisis sentiment IndoBERT.

1.5 Manfaat

Tugas akhir ini bermanfaat agar dapat menjadi sistem yang memprediksi opini publik terhadap isu dugaan ijazah palsu Presiden Joko Widodo di Platform X (Twitter), sehingga dapat memberikan gambaran objektif persepsi publik dan menjadi referensi bagi peneliti, media, maupun lembaga terkait dalam memahami serta merespons dinamika opini publik di media sosial.

1.6 Sistematika Penulisan

Guna mempermudah penulisan tugas akhir, penulis merumuskan sistematika kepenulisan berikut:

BAB I : PENDAHULUAN

memaparkan terkait latar belakang, pemilihan judul, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, serta sistematika penulisan

BAB II : TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

Pada BAB II membahas berbagai penelitian terdahulu serta landasan teori yang relevan sebagai dasar dalam memahami analisis sentimen. Selain itu dijelaskan pula pemanfaatan platform media sosial X (Twitter) sebagai sumber data, serta penggunaan model IndoBERT dalam pengolahan bahasa alami untuk teks berbahasa Indonesia.

BAB III : METODE PENELITIAN

Pada BAB III menjelaskan tahapan-tahapan penelitian yang dilakukan, dimulai dari proses pengumpulan data tweet hingga tahap klasifikasi sentimen dengan menggunakan model IndoBERT.

BAB IV : HASIL DAN ANALISIS PENELITIAN

Pada BAB IV menyajikan hasil penelitian yang diperoleh, meliputi proses identifikasi sentimen berupa positif, negatif, dan netral dari opini publik terkait isu dugaan ijazah palsu Presiden Jokowi Widodo yang dibahas dalam percakapan di platform X (Twitter) dengan menggunakan model IndoBERT.

BAB V : KESIMPULAN DAN SARAN

Memaparkan kesimpulan dari seluruh pemaparan bab-bab sebelumnya apun saran dari temuan yang didapatkan sehingga besar harapannya bisa memberi manfaat untuk studi berikutnya.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

2.1 Tinjauan Pustaka

Pada studi oleh Nurfitri dan Chowanda (2024), Berdasarkan Pemberitaan Media di Indonesia Menggunakan IndoBERT” untuk mengklasifikasikan sentimen masyarakat terhadap peningkatan kasus COVID-19. Studi ini berhasil mencapai nilai akurasi di atas 81% serta f1-score hingga 80,53%, memperlihatkan bahwasanya model BERT sangat cocok untuk menangani teks berbahasa Indonesia dalam konteks isu publik (Nurfitri dan Chowanda, 2024).

Penelitian oleh Pradana dkk (2023), Opini masyarakat mendapatkan label sentimen positif serta negatif dengan metode analisis VADER selanjutnya dikaji mempergunakan algoritma NBC, KNN, serta SVM. Temuan analisis memperlihatkan bahwasanya SVM dengan kernel linier ialah algoritma paling baik bagi studi ini dengan nilai akurasi sejumlah 85,47%, nilai presisi sejumlah 89,34%, nilai recall sejumlah 90,34%, serta nilai F1-score sejumlah 89,83%. Studi ini memperlihatkan bahwasanya analisis sentimen dapat secara akurat menangkap persepsi publik dalam konteks isu politik nasional (Pradana dkk., 2023).

Penelitian oleh Savero dkk (2024), menggunakan algoritma SVM maupun Naïve Bayes guna mengkaji sentimen pada dinamika harga Bitcoin di media sosial X. Temuan studi memperlihatkan bahwasanya SVM menyentuh akurasi 95,92%, sedangkan Naïve Bayes lebih sensitif dalam klasifikasi kondisi tertentu seperti golden cross dan death cross. Meskipun topiknya ekonomi, pendekatan teknisnya sangat relevan untuk isu politik yang juga bersifat fluktuatif dan emosional (Savero dkk., 2024).

Penelitian oleh Syifa dkk (2024), mempergunakan algoritma SVM untuk mengklasifikasikan sentimen publik di Twitter terhadap pemilu presiden. Studi ini menghasilkan evaluasi model memperlihatkan bahwasanya model *Support Vector Machine* yang digunakan memiliki

tingkat akurasi senilai 94,62%. Penelitian ini menyoroti dominasi peran Instagram dan *Platform X* dalam mempengaruhi arus informasi dan diskusi publik mengenai Pilpres 2024. Model SVM terbukti efektif untuk mengklasifikasikan sentimen dengan tingkat akurasi mencapai 94,62%, membuatnya menjadi alat yang kuat untuk analisis sentimen dalam konteks politik modern (Syifa dkk., 2024).

Penelitian oleh Mujahidin dkk (2022), mengkaji opini publik tentang proyek infrastruktur nasional. Model Naïve Bayes yang digunakan memperlihatkan keakuratan senilai 78%, dan memperlihatkan 56% tweet bersentimen negatif. Penelitian ini memperlihatkan bahwa isu nasional yang kontroversial cenderung memicu opini yang terbagi di media sosial, yang juga relevan dengan isu presiden (Mujahidin dkk., 2022).

Penelitian oleh Cipta dan Adini (2024), bertujuan untuk mengklasifikasikan opini publik terhadap aplikasi Easycash menggunakan data dari Twitter. Model Naïve Bayes yang digunakan berhasil menyentuh akurasi sejumlah 87%, dengan precision serta recall yang tinggi pada kelas sentimen positif dan negatif. Penelitian ini relevan karena menunjukkan bagaimana opini masyarakat terhadap entitas tertentu dapat dianalisis dengan akurat menggunakan data media sosial (Cipta dan Adini, 2024).

Penelitian oleh Pandiangan (2024), bertujuan memahami persepsi publik terhadap masing-masing kandidat presiden Indonesia tahun 2024 melalui *Platform X*. Studi ini mempergunakan model BERT untuk mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif terhadap setiap kandidat secara terpisah. Hasil analisis menunjukkan performa yang tinggi: akurasi dan F1-score mencapai 85% dan 89% untuk data Anies, 88% dan 89% untuk data Prabowo, serta 89% untuk kedua metrik pada data Ganjar. Selain klasifikasi, penelitian ini juga menghasilkan kata kunci dari prediksi data validasi BERT untuk masing-masing sentimen. Kajian ini berkontribusi krusial dalam memahami narasi publik selama Pemilu 2024 serta menunjukkan bahwa pendekatan analisis sentimen berbasis *deep learning* efektif dalam menganalisis opini publik di media sosial (Pandiangan, 2024).

Penelitian oleh Riyandona dkk (2025), menganalisis opini publik di Twitter terhadap isu hiatus BTS. Meskipun tidak menggunakan BERT, model Naïve Bayes yang digunakan mencapai akurasi 78,33% dengan precision 79,25% serta f1-score 78,49%, dengan dominasi sentimen positif yang mencerminkan kuatnya dukungan dari para penggemar, meskipun sentimen negatif dan netral juga masih ditemukan. Penelitian ini memberikan gambaran mengenai respons penggemar serta menunjukkan bahwa analisis sentimen efektif untuk memahami interaksi di media sosial (Riyandona dkk., 2025).

Penelitian oleh Radillah dkk (2024), membandingkan performa model BERT dan XLNet dalam mengklasifikasikan *tweet* yang mengandung unsur *bullying*. Kedua model bahasa, BERT dan XLNet, dievaluasi pada dataset yang sama menggunakan metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score dalam mengidentifikasi *tweet* *bullying*. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa XLNet mengungguli performa BERT. Meskipun kedua model menunjukkan kemampuan yang baik, XLNet mencapai metrik yang jauh lebih tinggi: akurasi 95,43%, *precision* 100%, *recall* 99%, dan F1-score 99%. Sebaliknya, performa BERT berada di bawah XLNet, hanya menghasilkan akurasi 89,68%, *precision* 94,60%, *recall* 87,81%, dan F1-score 88,94%. Keunggulan performa XLNet ini dikaitkan dengan kemampuannya yang lebih baik dalam memahami konteks serta nuansa bahasa yang kompleks pada *tweet*, yang menghasilkan pengklasifikasian lebih akurat. Oleh karena itu, penelitian ini menyimpulkan bahwa XLNet lebih efektif daripada BERT dalam deteksi *bullying* di media sosial, memberikan kontribusi signifikan di bidang tersebut (Radillah dkk., 2024).

Penelitian oleh Elvika Alya Junita (2024), menggunakan algoritma BERT untuk mengklasifikasikan hate speech terhadap tokoh politik seperti Gibran Rakabuming, Mahfud MD, dan Muhaimin Iskandar berdasarkan data dari Twitter. Dengan total 2.692 *tweet*, hasil evaluasi memperlihatkan bahwasanya model BERT mencapai akurasi yang sangat tinggi, yakni 100% untuk Gibran dan Mahfud MD, serta 98,17% untuk Muhaimin. Penelitian ini

menegaskan bahwa BERT sangat efektif untuk menangkap opini publik dalam isu-isu politik sensitif, dan sangat relevan untuk mendukung penelitian ini yang membahas sentimen publik terhadap dugaan ijazah palsu Presiden Jokowi di media sosial (Elvika Alya Junita, 2024).

Tabel 2. 1 Tabel Rangkuman Tinjauan Pustaka

| No | Penulis | Judul Penelitian | Metode | Hasil Penelitian |
|----|----------------------------|---|-------------------|--|
| 1. | Nurfitri & Chowanda, 2024) | Analisis Sentimen pada Kasus Positif COVID-19 Berdasarkan Pemberitaan Media di Indonesia Menggunakan IndoBERT | IndoBERT | Penelitian ini berhasil mencapai nilai akurasi di atas 81% dan f1-score hingga 80,53%, menunjukkan bahwa model BERT sangat cocok untuk menangani teks berbahasa Indonesia dalam konteks isu publik. |
| 2. | Pradana dkk., 2023 | Analisis Sentimen Kinerja Pemerintahan Menggunakan Algoritma NBC, KNN, dan SVM | NBC, KNN, dan SVM | Temuan memperlihatkan bahwasanya SVM dengan kernel linier yakni algoritma paling baik bagi studi ini dengan nilai akurasi sejumlah 85,47%, nilai presisi sejumlah 89,34%, nilai recall sejumlah 90,34%, serta nilai F1-score sejumlah 89,83%. Studi ini memperlihatkan |

| | | | | |
|----|----------------------|---|--|---|
| | | | | bahwasanya analisis sentimen dapat secara akurat menangkap persepsi publik dalam konteks isu politik nasional. |
| 3. | Savero dkk., 2024 | Analisis Sentimen Pengguna Media Sosial X terhadap Perubahan Harga Bitcoin: Pendekatan Machine Learning | SVM serta Naïve Bayes Classifier (NBC) | Temuan studi memperlihatkan bahwasanya SVM mencapai akurasi 95,92%, sedangkan Naïve Bayes lebih sensitif dalam klasifikasi kondisi tertentu seperti golden cross dan death cross. Meskipun topiknya ekonomi, pendekatan teknisnya sangat relevan untuk isu politik yang juga bersifat fluktuatif dan emosional. |
| 4. | Syifa dkk., 2024 | Online Analisis Sentimen pada Pemilihan Umum Presiden di Kota Banjarmasin 2024 | SVM | Hasil Evaluasi model yang dilaksanakan dalam studi ini memperlihatkan bahwa model SVM yang diterapkan berhasil mencapai tingkat |

| | | | | |
|----|----------------------|--|------------------------------------|--|
| | | | | <p>akurasi senilai 94,62%. Penelitian ini menyoroti dominasi peran Instagram dan <i>Platform X</i> dalam mempengaruhi arus informasi dan diskusi publik mengenai Pilpres 2024. Model <i>SVM</i> terbukti efektif dalam mengklasifikasikan sentimen dengan tingkat akurasi mencapai 94,62%, membuatnya menjadi alat yang kuat untuk analisis sentimen dalam konteks politik modern.</p> |
| 5. | Mujahidin dkk., 2022 | Implementasi Analisis Sentimen Opini Publik Mengenai Sirkuit Internasional Mandalika pada Twitter Menggunakan Metode Multinomial | Multinomial Naïve Bayes Classifier | Model Naïve Bayes yang digunakan menghasilkan akurasi sejumlah 78%, dan menunjukkan bahwa 56% tweet bersentimen negative, Penelitian ini memperlihatkan adanya pembagian opini publik terhadap |

| | | | | |
|----|-----------------------|--|-------------|--|
| | | Naïve Bayes Classifier | | proyek infrastruktur nasional tersebut. |
| 6. | Cipta dan Adini, 2024 | Analisis Sentimen pada Aplikasi Pinjaman Online Easycash Menggunakan Algoritma Naïve Bayes di Media Sosial Twitter | Naïve Bayes | Model Naïve Bayes yang digunakan berhasil mencapai akurasi sejumlah 87%, dengan precision dan recall yang tinggi pada kelas sentimen positif serta negatif. Penelitian ini relevan karena menunjukkan bagaimana opini masyarakat terhadap entitas tertentu dapat dianalisis dengan akurat menggunakan data media sosial Twitter. |
| 7. | Pandiangan, 2024 | Analisis Sentimen Para Kandidat Pilpres 2024 dengan Model Bahasa BERT | BERT | Hasil analisis menunjukkan performa yang tinggi: akurasi dan F1-score mencapai 85% dan 89% untuk data Anies, 88% dan 89% untuk data Prabowo, serta 89% untuk kedua metrik pada data Ganjar. Selain klasifikasi, |

| | | | | |
|----|----------------------|---|-------------|---|
| | | | | <p>penelitian ini juga menghasilkan kata kunci dari prediksi data validasi BERT untuk masing-masing sentiment. Kajian ini berkontribusi krusial dalam memahami narasi publik selama Pemilu 2024 serta memvalidasi efektivitas analisis sentimen berbasis deep learning dalam memahami opini publik di media sosial.</p> |
| 8. | Riyandona dkk., 2025 | Implementasi Model Analisis Sentimen terhadap Grup Musik BTS Menggunakan Metode Naïve Bayes | Naïve Bayes | <p>Penelitian ini memperoleh tingkat akurasi sebesar 78,33% dengan nilai F1-score mencapai 78,49%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa sentimen positif lebih mendominasi dibandingkan sentimen negatif dan netral, sehingga mencerminkan adanya dukungan yang cukup kuat dari para</p> |

| | | | | |
|----|---------------------|--|----------------|--|
| | | | | <p>penggemar. Temuan ini memberikan gambaran mengenai respons publik serta memperlihatkan bahwa metode analisis sentimen yang diterapkan efektif dalam memahami pola interaksi pengguna di media sosial.</p> |
| 9. | Radillah dkk., 2024 | <p>Analisis Perbandingan Model BERT dan XLNet untuk Klasifikasi Tweet Bully pada Twitter</p> | BERT dan XLNet | <p>Hasil penelitian menunjukkan bahwa Meskipun kedua model, BERT dan XLNet, dinilai mempunyai kapabilitas yang baik untuk mengidentifikasi <i>tweet bullying</i>, XLNet secara jelas memperlihatkan performa yang lebih unggul daripada BERT. Keunggulan XLNet terbukti dengan pencapaian akurasi yang tinggi, yaitu 95,43%, <i>precision</i> 100%, <i>recall</i> 99%, dan <i>F1-score</i> senilai 99%. Sementara itu, model</p> |

| | | | | |
|-----|--------------------------|-------------------------------|------|--|
| | | | | <p>BERT hanya memperoleh akurasi 89,68%, <i>precision</i> 94,60%, <i>recall</i> 87,81%, dan <i>F1-score</i> 88,94%. Perbedaan signifikan dalam performa ini disebabkan oleh keunggulan XLNet dalam menangkap konteks serta nuansa bahasa yang lebih kompleks pada <i>tweet</i>, yang pada akhirnya meningkatkan akurasi klasifikasinya. Oleh karena itu, studi ini memberi kontribusi besar pada ranah deteksi <i>bullying</i> di media sosial. Hasilnya menyimpulkan dan memperlihatkan bahwasanya pemakaian model XLNet terbukti lebih efektif daripada dengan BERT.</p> |
| 10. | Elvika Alya Junita, 2024 | Analisis Sentimen Hate Speech | BERT | Dengan total 2.692 <i>tweet</i> , hasil evaluasi |

| | | | |
|--|--|---|---|
| | | <p>Mengenai Calon Wakil Presiden Indonesia Menggunakan Algoritma BERT</p> | <p>memperlihatkan bahwasanya model BERT mencapai akurasi yang sangat tinggi, yakni 100% untuk Gibran dan Mahfud MD, serta 98,17% untuk Muhaimin. Penelitian ini menegaskan bahwa BERT sangat efektif untuk menangkap opini publik dalam isu-isu politik sensitif di media sosial Twitter, dan sangat relevan.</p> |
|--|--|---|---|

2.2 Dasar Teori

2.2.1 *Natural Language Processing*

Natural Language Processing (NLP) yakni salah satu cabang dari kecerdasan buatan (AI) yang memungkinkan komputer dalam memahami, memproses, serta menganalisis bahasa manusia dengan bentuk teks. NLP sangat memiliki peran dalam pengolahan data tidak terstruktur, seperti percakapan publik di media sosial. Dalam konteks Twitter, NLP digunakan untuk memproses teks pendek dan informal agar dapat dianalisis secara sistematis. Proses ini mencakup beberapa tahapan misalnya tokenisasi, stemming, penghapusan kata tidak penting (*stopword removal*), serta klasifikasi sentimen. Tahapan-tahapan ini membantu menyederhanakan data mentah agar dapat diklasifikasikan menjadi sentimen positif, negatif, atau netral. NLP juga mampu mengatasi volume data yang besar secara otomatis serta cepat, sehingga sangat efisien untuk menganalisis opini publik dalam

skala luas. Salah satu penerapannya ditunjukkan pada analisis sentimen masyarakat terhadap penanggulangan bencana di Indonesia menggunakan data dari Twitter, di mana opini mayoritas tergolong dalam kategori netral (Nofiyanti dan Oki Nur Haryanto, 2021).

2.2.2 Text Mining

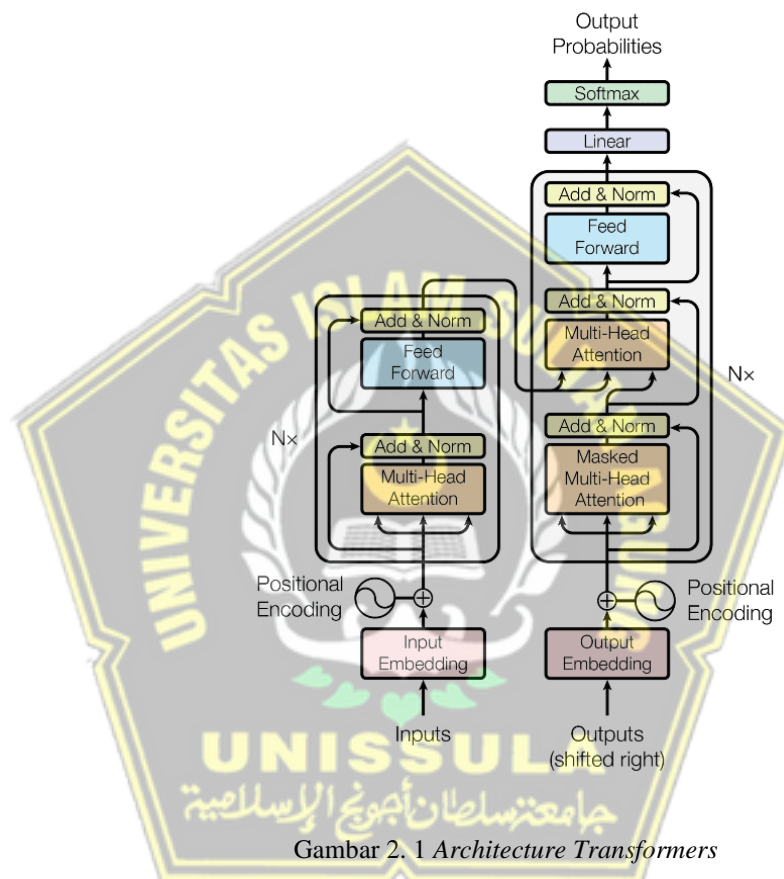
Text Mining yakni proses mengekstraksi informasi penting dari kumpulan data teks yang tidak terstruktur misalnya komentar media sosial, artikel berita, atau ulasan pengguna. Proses ini biasanya mencakup sejumlah tahapan utama, yaitu pengumpulan data, pembersihan teks (*cleansing*), normalisasi seperti *case folding*, pemisahan kata (*tokenizing*), penghapusan kata umum (*stopword removal*), hingga proses *lemmatization*. Tujuan dari text mining ialah untuk memperoleh pola atau wawasan tersembunyi dari teks yang dapat digunakan pada pengambilan keputusan atau pemodelan data lebih lanjut. Pendekatan ini sangat umum dipergunakan pada penelitian analisis sentimen, termasuk untuk menganalisis opini publik di media sosial (Savero dkk., 2024).

2.2.3 Transformers

Transformers adalah jenis model yang menggunakan pembelajaran menyeluruh, yaitu pada saat model transduksi awal sepenuhnya mengandalkan perhatian diri dalam menentukan representasi dari data masukan dan keluaran. *Transformers* memiliki dua komponen penting, yaitu *encoder* dan *decoder*. *Encoder* merupakan rangkaian lapisan yang berfungsi untuk mengkodekan, dimana pengolahan masukan dilakukan secara bertahap dan berkesinambungan, sementara *decoder* juga terdiri dari serangkaian pengkodean dengan proses yang mirip untuk keluaran yang dihasilkan oleh *encoder* (Mori Hovipah dkk., 2023).

Secara Keseluruhan, arsitektur *Transformers* dibangun atas rangkaian mekanisme *self-attention* dan *point-wise feed forward* yang memungkinkan model untuk memusatkan perhatian pada bagian bagian penting dari data masukan. Lapisan *fully connected* kemudian berperan dalam mengintegrasikan informasi secara lebih menyeluruh, sehingga menghasilkan

representasi yang lebih komprehensif dan bermakna. Melalui kombinasi komponen-komponen tersebut, transformers mampu menangani berbagai permasalahan serta menyelesaikan tugas-tugas pemrosesan Bahasa alami secara efisien dengan tingkat akurasi yang tinggi (Rendragraha dkk., 2021). Arsitektur *Transformers* ditunjukkan pada Gambar 2.1



Gambar 2. 1 Architecture Transformers

Komponen utama dalam arsitektur transformers adalah mekanisme *multi head self-attention*. Dalam konsep ini, representasi *encoder* dari data masukan dipandang sebagai pasangan *key* dan *value* dengan dimensi n . Pada konteks *Neural Machine Translation* (NMT), pasangan tersebut merujuk pada *hidden states* yang dihasilkan *encoder*. Proses pemetaan antara *query* dengan *key* dan *value* yang telah dibentuk sebelumnya menghasilkan keluaran berupa teks pada tahap *decoder*, yaitu Ketika *query* berdimensi m ditransformasikan berdasarkan hasil dari tahap sebelumnya (Al-Faruq, 2021).

Adapun beberapa komponen dari arsitektur *Transformers* dan beberapa komponen lainnya dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. *Input/Output Embedding*

Embedding digunakan untuk mengubah token berupa kata atau simbol menjadi vektor berdimensi tetap yang dapat diproses oleh jaringan saraf. Baik *encoder* maupun *decoder* memiliki *embedding layer*, yaitu *Input Embedding* dan *Output Embedding*, yang memetakan token ke representasi numerik.

2. *Positional Encoding*

Transformer tidak mempunyai mekanisme sekuensial seperti RNN, sehingga dibutuhkan informasi tambahan supaya model bisa memahami posisi relatif kata dalam urutan. *Positional Encoding* ditambahkan ke *embedding* agar model tahu urutan posisi setiap token.

3. *Multi-Head Attention (MHA)*

Komponen utama dalam *Transformer* ialah *Multi-Head Attention*. Mekanisme ini memberi kemungkinan pada model untuk memperhatikan sejumlah bagian dari input secara bersamaan. Setiap "head" menghitung perhatian (*attention*) secara paralel, dan hasilnya digabungkan. Di *encoder* dan *decoder*, MHA digunakan untuk memahami hubungan antar-token dalam satu urutan.

4. *Masked Multi-Head Attention*

Khusus pada bagian *decoder*, terdapat *Masked Multi-Head Attention*. Fungsinya adalah membatasi perhatian hanya pada token-token sebelumnya agar model tidak "mengintip" ke masa depan saat menghasilkan urutan output. Ini penting dalam tugas seperti *text generation*.

5. *Add & Norm (Residual Connection + Layer Normalization)*

Setiap blok perhatian dan *feed-forward* memiliki jalur *shortcut (residual connection)*, yang digabungkan dengan output utama dan kemudian dinormalisasi menggunakan *Layer Normalization*. Proses ini membantu stabilisasi dan efisiensi pelatihan model.

6. *Feed Forward Neural Network (FFNN)*

Setelah melewati perhatian, setiap posisi token diproses oleh jaringan saraf *feed-forward* dua lapis. Proses ini dilaksanakan secara independen untuk setiap token dan berfungsi untuk memproyeksikan fitur ke ruang representasi yang lebih dalam.

7. *Encoder-Decoder Attention*

Di bagian *decoder*, terdapat juga *encoder-decoder attention*, di mana informasi dari output *encoder* digunakan untuk membantu proses *decoding*. Di sini, *query* didapat dari decoder serta *key-value* didapat dari *encoder*. Ini memungkinkan model mempertimbangkan konteks input saat menghasilkan output.

8. *Linear Layer*

Setelah semua transformasi, hasil dari *decoder* akan melewati *linear layer* untuk memetakan vektor ke dimensi kosakata target.

9. *Softmax*

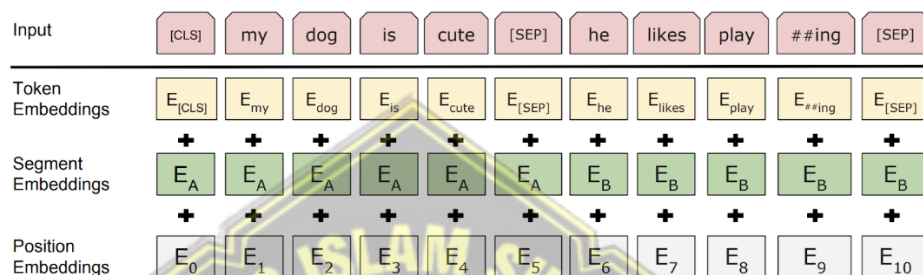
Terakhir, *softmax* dipergunakan untuk mengubah skor dari *linear layer* menjadi probabilitas. Token dengan probabilitas tertinggi dipilih sebagai prediksi output.

Seluruh proses ini membuat *Transformer* mampu mempelajari representasi kontekstual dengan efisiensi tinggi dan sudah terbukti unggul pada beragam tugas pemrosesan bahasa alami modern, sebagaimana dijelaskan dalam survei terbaru mengenai efisiensi dan evolusi arsitektur *Transformer* dalam NLP (Ansar dkk., 2024).

2.2.4 BERT

Bidirectional Encoder Representation from Transformers (BERT) merupakan model yang dikembangkan oleh Google untuk merepresentasikan pemahaman bahasa menggunakan pendekatan pembelajaran mesin berbasis arsitektur *Transformer*. Melalui mekanisme *self-attention*, model ini mampu menangkap hubungan antar kata dalam suatu teks secara kontekstual. Berbeda dengan arsitektur *Transformer* asli yang terdiri atas blok *encoder-decoder*, BERT hanya memanfaatkan bagian *encoder* dengan jumlah lapisan

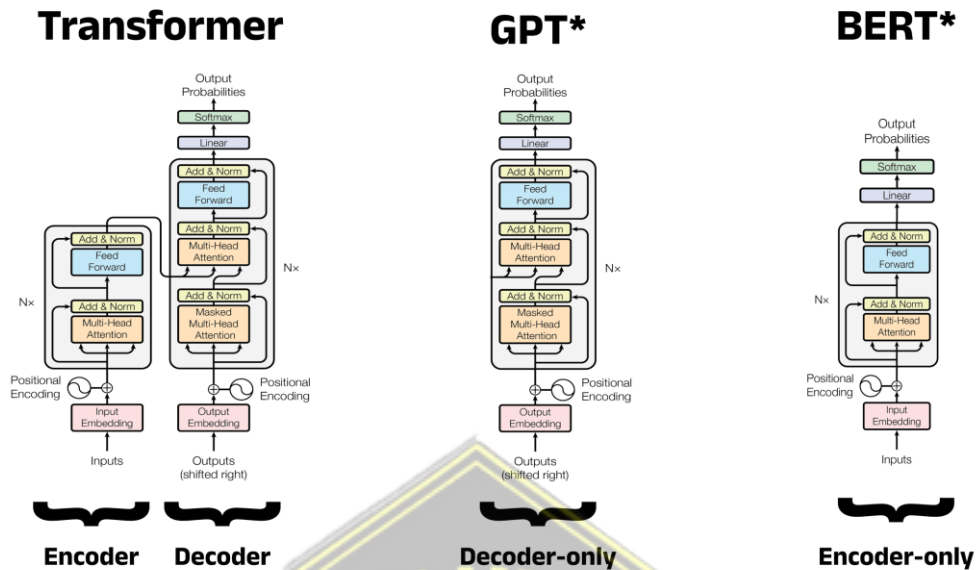
yang lebih bervariasi. Karakteristik utama BERT terletak pada pendekatan dua arah (*bidirectional*), sehingga model dapat memahami konteks kata berdasarkan posisi sebelum dan sesudahnya secara bersamaan (Yazid dan Winarko, 2023). Selain itu, representasi masukan pada BERT dibentuk melalui beberapa komponen *embedding*, yaitu *token embedding*, *segment embedding*, dan *position embedding* yang disusun secara terintegrasi.



Gambar 2. 2 Arsitektur BERT

Pada model BERT, teks yang menjadi masukan terlebih dahulu melalui proses tokenisasi sehingga diubah menjadi unit-unit token, yang dapat berupa kata, subkata (*subword*), maupun karakter tertentu. Sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 2.2, setiap input diawali dengan token khusus [CLS] (*Classifier Token*) yang ditempatkan pada bagian awal kalimat. Selain itu, digunakan token [SEP] (*Separation Token*) yang berfungsi sebagai penanda pemisah antar kalimat apabila input terdiri dari lebih dari satu kalimat (Tandijaya dkk., 2021).

BERT menerapkan pendekatan dua arah (*bidirectional*), di mana teks diproses secara bersamaan dari arah kiri ke kanan dan dari kanan ke kiri. Pendekatan ini memungkinkan model memahami makna kata sesuai dengan konteks yang muncul sebelum serta setelahnya, tidak saja dari salah satu arah saja. Hal ini menjadi perbedaan mendasar antara BERT dengan model bahasa sebelumnya seperti GPT, yang hanya membaca dari kiri ke kanan (*decoder-only*), serta dengan *Transformer* penuh yang menggunakan kombinasi *encoder* dan *decoder*.

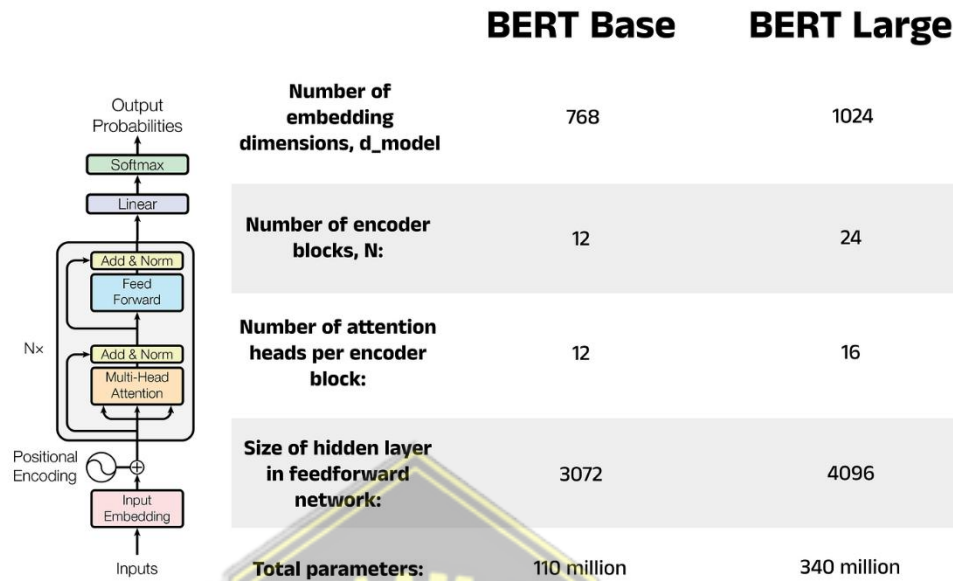


*Illustrative example, exact model architecture may vary slightly

Gambar 2. 3 Perbandingan Arsitektur *Transformer*, GPT, dan BERT

Memperlihatkan perbandingan arsitektur antara *Transformer*, GPT, dan BERT. *Transformer* mempunyai dua komponen penting, yakni *encoder* serta *decoder*, GPT hanya menggunakan bagian *decoder* saja, sedangkan BERT hanya menggunakan bagian *encoder*. Dengan menggunakan *encoder-only architecture*, BERT berfokus pada pemahaman representasi teks secara mendalam tanpa menghasilkan teks baru. Setiap lapisan *encoder* terdiri dari dua komponen utama, yakni *multi-head self-attention layer* serta *feed-forward neural network layer*, yang bekerja untuk menangkap keterkaitan semantik antar kata secara kontekstual, seperti ditunjukkan pada Gambar 2.3.

Setiap lapisan *encoder* pada BERT melakukan proses perhatian diri (*self-attention*) untuk memahami hubungan semantik antar token. Semakin banyak lapisan yang dimiliki, semakin kompleks kemampuan model dalam memahami konteks kalimat. Perbedaan jumlah lapisan inilah yang membedakan varian BERT satu dengan lainnya.



Gambar 2. 4 Perbandingan Lapisan BERT *Base* dan BERT *Large*

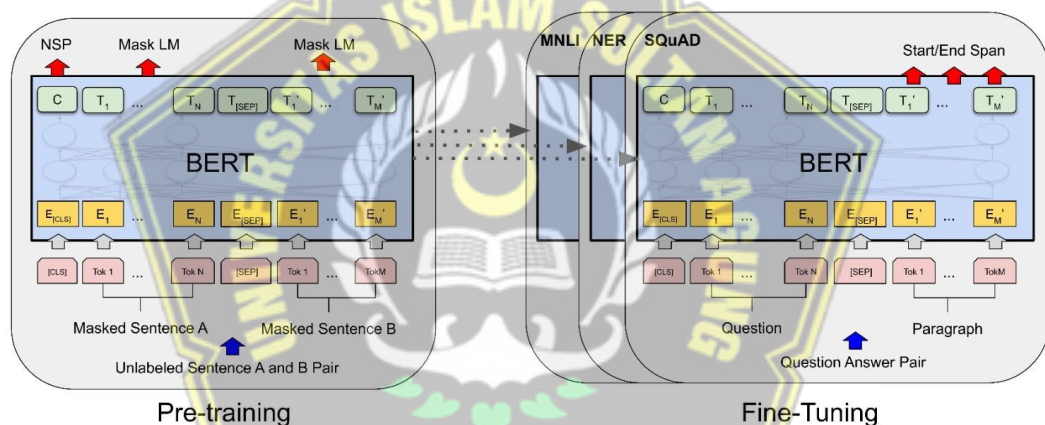
Memperlihatkan perbandingan antara dua varian utama BERT, yakni BERT *Base* dan BERT *Large*. BERT *Base* memiliki 12 lapisan *encoder*, 12 *attention heads*, serta ukuran vektor berdimensi 768 dengan total sekitar 110 juta parameter. Sementara itu, BERT *Large* terdiri dari 24 lapisan *encoder*, 16 *attention heads*, dan ukuran vektor 1024 dimensi, dengan total sekitar 340 juta parameter. Perbedaan jumlah lapisan ini membuat BERT *Large* memiliki kemampuan representasi yang lebih dalam serta akurat, tetapi membutuhkan daya dukung komputasi lebih signifikan, seperti ditunjukkan pada Gambar 2.4.

Selain dua model utama tersebut, terdapat pula versi yang lebih ringan seperti TinyBERT dan MobileBERT, yang dibuat untuk efisiensi penggunaan pada perangkat dengan daya komputasi terbatas. Versi ringan ini memiliki jumlah lapisan lebih sedikit (biasanya antara 4 hingga 6 lapisan), namun tetap mempertahankan kemampuan memahami konteks bahasa secara memadai untuk berbagai aplikasi pemrosesan bahasa alami.

Selain dua model utama tersebut, terdapat pula versi yang lebih ringan seperti TinyBERT dan MobileBERT, yang dibuat untuk efisiensi penggunaan pada perangkat dengan daya komputasi terbatas. Versi ringan ini memiliki jumlah lapisan lebih sedikit (biasanya antara 4 hingga 6 lapisan), namun tetap

mempertahankan kemampuan memahami konteks bahasa secara memadai untuk berbagai aplikasi pemrosesan bahasa alami.

Pendekatan ini dianggap sangat efektif karena memungkinkan model untuk memahami konteks suatu kata secara akurat berdasarkan posisi kata tersebut dalam keseluruhan kalimat. Selain itu, BERT mendukung skema penyesuaian parameter (*fine-tuning*). Skema ini memberi kemungkinan pengguna memanfaatkan model yang sudah dilatih sebelumnya (*pre-training*) serta melatih ulang model tersebut pada dataset yang berbeda. Proses *fine-tuning* ini melibatkan penyesuaian konfigurasi dan parameter dari model yang sudah ada. Tahapan *pre-training* dan *fine-tuning* pada model BERT dapat dilihat pada Gambar 2.5



Gambar 2. 5 Tahap *Pre-training* dan *Fine-tuning* pada model BERT

Terdapat dua tahapan utama dalam kerangka BERT, yaitu *pre-training* dan *fine-tuning*. Pada tahap *pre-training*, proses dilakukan secara efisien tanpa mengikuti urutan sekuensial kiri ke kanan maupun sebaliknya, karena kedua pendekatan tersebut memerlukan waktu yang lebih lama. Oleh karena itu, digunakan dua metode utama, yaitu *Masked Language Modeling* (MLM) dan *Next Sentence Prediction* (NSP). Dalam MLM, model bertugas memprediksi kata atau token yang disembunyikan dalam teks secara tepat. Sementara itu, NSP digunakan untuk menentukan hubungan antar kalimat, khususnya untuk memprediksi apakah suatu kalimat merupakan kelanjutan dari kalimat sebelumnya. Setelah tahap *pre-training* selesai, model dilanjutkan ke tahap *fine-tuning*, di mana parameter awal akan disesuaikan

dan dioptimalkan menggunakan data berlabel melalui berbagai tugas lanjutan (Razaq dkk., 2021).

2.2.5 IndoBERT

IndoBERT (*Indonesian Bidirectional Encoder Representations from Transformers*) merupakan model bahasa yang dikembangkan khusus untuk bahasa Indonesia dengan mengadopsi arsitektur *Transformer*. Model ini telah melalui tahap pelatihan awal (*pre-training*) dengan tugas memprediksi kata berdasarkan konteks yang luas dalam korpus berbahasa Indonesia. Secara umum, IndoBERT dilatih menggunakan sekitar 220 juta kata yang dikumpulkan dari berbagai sumber, seperti artikel berita, platform daring, hingga makalah ilmiah (Wijaya dkk., 2023). Dari sisi arsitektur, IndoBERT mengacu pada struktur BERT dan mendukung proses *fine-tuning*, sehingga model dapat disesuaikan kembali menggunakan dataset tertentu agar menghasilkan performa yang optimal. Oleh karena itu, IndoBERT banyak dimanfaatkan dalam berbagai tugas pemrosesan bahasa alami, termasuk analisis sentimen (Putra dkk., 2022).

IndoBERT merupakan model bahasa yang dikembangkan oleh tim IndoNLU untuk kebutuhan pemrosesan Bahasa Indonesia. Model ini merupakan adaptasi dari BERT *Base* yang telah disesuaikan untuk analisis teks berbahasa Indonesia. Dalam beberapa tahun terakhir, IndoBERT semakin banyak digunakan karena dilatih menggunakan korpus yang sangat besar, yakni sekitar 4 miliar kata (Mubaraq dan Maharani, 2022). Dari sisi arsitektur, IndoBERT memiliki struktur yang serupa dengan BERT, namun perbedaannya terletak pada data yang digunakan selama proses pelatihan. Dataset yang digunakan dikenal sebagai Indo4B, yang berisi kumpulan teks Bahasa Indonesia dari berbagai sumber. Data tersebut mencakup ragam bahasa formal maupun bahasa sehari-hari yang dihimpun dari 15 sumber berbeda. Sebagian sumber berfokus pada penggunaan bahasa informal, beberapa lainnya pada istilah formal, sedangkan sisanya merupakan kombinasi keduanya (Dharmawan dkk., 2023).

2.2.6 Analisis Sentimen

Menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI) dalam (Salsabila dkk., 2022), Sentimen diartikan sebagai pandangan atau perasaan yang muncul terhadap suatu hal. Sementara itu, analisis merupakan proses penelaahan secara mendalam terhadap suatu kondisi untuk memperoleh pemahaman yang sesuai dengan fakta yang ada (Ahmad dan Gata, 2022). Dengan demikian, analisis sentimen dapat dimaknai sebagai kegiatan mengidentifikasi serta menelaah opini atau pendapat yang disampaikan individu terhadap suatu objek tertentu. Secara umum, analisis sentimen terdiri atas dua tahapan utama, yaitu *sentiment extraction* dan *sentiment classification*. Tahap *sentiment extraction* berfokus pada proses pengambilan atau identifikasi aspek yang menjadi objek pembahasan dalam suatu teks. Selanjutnya, *sentiment classification* bertujuan untuk menentukan kategori sentimen, seperti positif, negatif, atau netral, berdasarkan sudut pandang terhadap aspek yang telah diidentifikasi sebelumnya (Mubaraq dan Maharani, 2022).

Analisis sentimen merupakan proses pengkajian terhadap opini atau ulasan yang bertujuan untuk menentukan kecenderungan maknanya, apakah bersifat positif, negatif, atau netral. Proses ini dilakukan dengan mengidentifikasi dan mengolah data berbentuk teks sehingga dapat menghasilkan prediksi mengenai kategori sentimen yang terkandung di dalamnya. Dengan kata lain, analisis sentimen berfokus pada ekstraksi informasi dari teks atau dokumen berisi pendapat untuk selanjutnya dikelompokkan ke dalam kategori tertentu (Syah dan Witanti, 2022). Dalam perkembangannya, analisis sentimen menjadi salah satu cabang penting dalam bidang *Natural Language Processing* (NLP) karena memanfaatkan teknik pengolahan bahasa alami. Bidang ini terus mengalami perkembangan yang pesat, baik dari sisi pendekatan maupun metode yang digunakan dalam implementasinya (Haviana dan Poetro, 2022).

2.2.7 *Platform X*

Platform X merupakan media sosial berbasis teks yang memungkinkan pengguna menyampaikan argumen, berbagi informasi, serta merespons isu-isu aktual secara terbuka dan real-time. Karakteristik tersebut menjadikan *Platform X* sebagai satu di antara sumber data utama pada kajian opini publik, terutama yang terkait dengan isu sosial, budaya, maupun politik. Informasi yang disampaikan dalam bentuk teks singkat, tagar, dan diskusi publik terbuka menjadikan platform ini sangat potensial untuk dianalisis menggunakan metode pemrosesan bahasa alami (NLP). Dalam penelitian yang memanfaatkan data dari *Platform X*, analisis sentimen dilakukan untuk mengukur persepsi masyarakat terhadap berbagai topik, dan hasilnya dapat memberikan gambaran distribusi opini publik secara real-time. Model analisis seperti BERT telah digunakan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen dalam data yang diambil dari *Platform X*, dan terbukti mampu menangkap dinamika opini masyarakat secara lebih efektif (Roihan dkk., 2025).

2.2.8 Isu Politik di Media Sosial

Media sosial sudah berkembang menjadi ruang diskusi publik yang mempunyai peranan krusial dalam menciptakan serta menyebarkan pandangan publik terkait beragam fenomena politik. Melalui *Platform X* maupun media sosial lainnya, masyarakat dapat mengekspresikan opini, memberikan kritik, dan menunjukkan dukungan terhadap kebijakan pemerintah atau dinamika politik yang sedang berlangsung. Ciri khas media sosial yang bersifat real-time, interaktif, serta terbuka menjadikannya medium efektif untuk mengamati respons publik terhadap perkembangan isu politik secara aktual. Dalam konteks ini, pembentukan opini publik tidak lagi bergantung sepenuhnya pada media konvensional, tetapi juga dipengaruhi oleh percakapan digital yang tersebar secara luas. Informasi yang beredar di media sosial sering kali mencerminkan emosi dan persepsi masyarakat secara spontan. Oleh karena itu, media sosial dianggap sebagai sumber data strategis dalam menganalisis dinamika opini politik, baik secara kuantitatif maupun

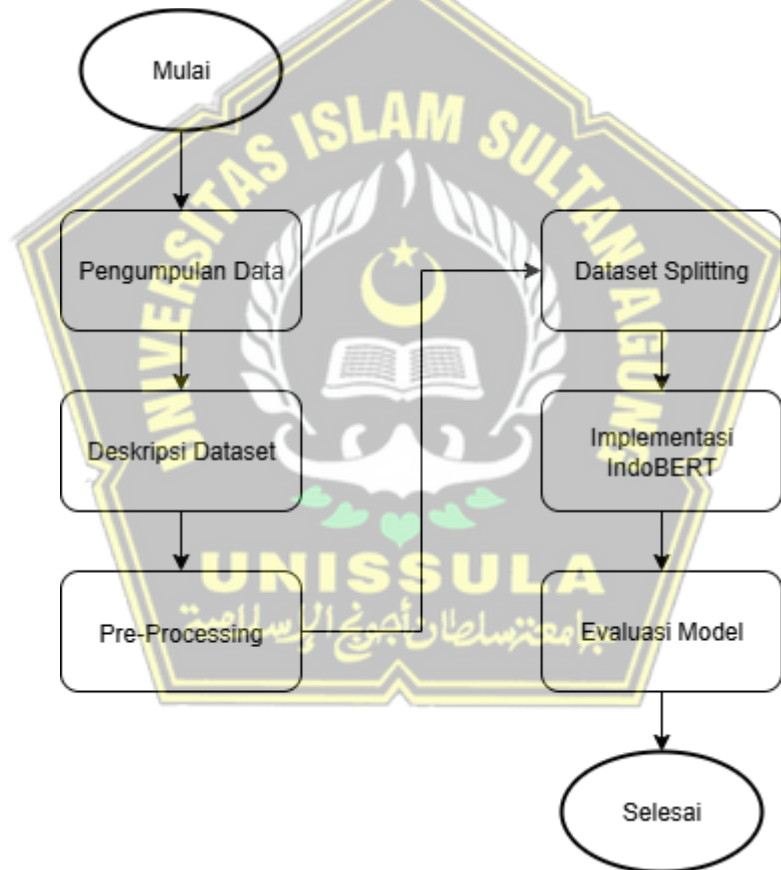
kualitatif. Selain sebagai sarana komunikasi, media sosial juga mendukung proses edukasi politik informal melalui berbagai bentuk konten digital seperti utas, tagar, dan diskusi daring antar pengguna (Apandie, 2021).



BAB III METODE PENELITIAN

3.1 Alur Penelitian

Pada penelitian ini, sistem yang dikembangkan berupa sistem analisis sentimen untuk mengkaji opini publik terkait isu dugaan ijazah palsu Presiden Joko Widodo yang dibahas dalam percakapan di media sosial Platform X (Twitter) dengan memanfaatkan model IndoBERT. Tahapan atau prosedur penelitian yang dilakukan ditampilkan pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 *Flowchart* Alur Penelitian

a. Pengumpulan Data

Dalam sistem yang dikembangkan, dataset yang dipergunakan ialah data berbahasa Indonesia yang diperoleh melalui media sosial *Platform X* (Twitter). Dataset tersebut dikumpulkan dengan menggunakan kata kunci tertentu seperti “ijazah Jokowi”, “ijazah palsu Presiden”, serta istilah

relevan lainnya yang berkaitan dengan isu dugaan ijazah palsu Presiden Joko Widodo. Pengambilan data dilakukan dengan memanfaatkan Twitter API, dengan batasan bahwa hanya tweet berbahasa Indonesia dan bersifat publik yang dipergunakan di studi ini. Sesudah data didapatkan, dilaksanakan proses seleksi untuk memastikan kesesuaian konteks dengan isu yang diteliti. Selanjutnya, data secara manual diberikan label sentimen menjadi tiga pengkategorian, yakni positif, negatif, serta netral. Sesudah proses pelabelan, data diproses melalui tahap *pre-processing* untuk menghapus unsur-unsur yang tidak dibutuhkan, misalnya tanda baca, angka, URL, maupun karakter lain yang tidak relevan. Dataset yang sudah melewati tahap *pre-processing* selanjutnya diklasifikasikan pada dua bagian, mencakup data pelatihan serta data pengujian, yang hendak dipergunakan pada proses klasifikasi sentimen mempergunakan model IndoBERT.

b. Deskripsi Dataset

Studi ini mempergunakan dataset berupa tweet berbahasa Indonesia yang didapatkan dari *Platform X* (Twitter) dengan kata kunci yang berkaitan dengan isu dugaan ijazah palsu Presiden Joko Widodo. Dataset ini mencerminkan opini publik dalam bentuk teks singkat, dan digunakan sebagai dasar untuk proses pelabelan sentimen serta pelatihan model IndoBERT.

c. *Pre-processing*

Tahap *pre-processing* yakni proses penting selama pengolahan data teks, khususnya data dari media sosial seperti *Platform X* (Twitter), guna meningkatkan kualitas data sebelum dilakukan analisis sentimen menggunakan model IndoBERT. Proses ini dilakukan untuk membersihkan dan menstandarkan format teks mentah menjadi lebih terstruktur dan layak olah. Ada pula tahapan *pre-processing* yang dipergunakan dalam studi ini ialah:

1. *Case Folding*

Case folding yakni langkah pada pengolahan data yang mempunyai

tujuan untuk mengubah atau menghilangkan seluruh huruf kapital pada dokumen menjadi huruf kecil (Merinda Lestandy dkk., 2021).

2. *Tokenizing*

Tokenizing yakni proses pembagian ataupun pemotongan teks menjadi kata-kata yang membentuknya. Proses ini dimaksudkan guna memudahkan proses berikutnya misalnya penghitungan kata, pembobotan kata, serta transformasi data menjadi vektor dengan dimensi tinggi. Dengan *tokenizing*, data teks bisa diolah secara lebih mudah serta akurat sebelum dikaji lebih mendalam (Ariansyah dan Indahyanti, 2024).

3. *Filtering*

Filtering yakni proses pada *text preprocessing* selepas *tokenisasi*, *filtering* dilaksanakan guna memilah istilah penting hasil tokenisasi. Proses ini dijalankan dengan menghapus istilah yang tidak dipergunakan ataupun *stopword* ada pada *bag of words* (Yuniar dkk., 2022).

4. *Stemming*

Yakni proses mengubah kata menjadi bentuk dasarnya. *Stemming* dilaksanakan guna menyamakan bentuk kata. Tujuannya ialah guna mengeliminasi imbuhan-imbuhan, seperti *prefiks*, *sufiks*, serta *konfiks* yang terdapat di tiap kata. *Stemming* di studi ini dilaksanakan berdasarkan aturan morfologi bahasa Indonesia (Yuniar dkk., 2022).

5. Normalisasi

Normalisasi digunakan untuk mengganti kata-kata tidak baku ataupun slang menjadi bentuk baku, misalnya “gk” menjadi “tidak”, atau “bgt” menjadi “banget”. Langkah ini sangat penting dalam pengolahan data sosial media agar sistem dapat mengenali makna sebenarnya dari kata yang digunakan dalam tweet (Pahtoni dan Jati, 2024).

6. Penghapusan Simbol atau Karakter Khusus

Langkah ini dilakukan untuk menghilangkan simbol-simbol seperti “@”, “#”, emoji, angka, URL, dan karakter khusus lainnya yang tidak

sesuai terhadap analisis sentimen. Proses ini membantu mengurangi noise dalam teks serta menaikkan performa model (Purba dkk., 2024).

d. Dataset *Splitting*

Sesudah menyelesaikan tahapan *pre-processing*, kemudian dijalankan sebanyak 70% data digunakan untuk pelatihan model, sedangkan 30% sisanya digunakan untuk pengujian. Pembagian ini dilaksanakan secara acak dengan memperhatikan keseimbangan distribusi sentimen supaya model IndoBERT bisa mengenali pola dalam data secara optimal. Data pelatihan berfungsi untuk melatih model, sementara data pengujiannya dipergunakan guna menilai performa model terhadap data yang sebelumnya belum pernah dipelajari (Purba dkk., 2024).

e. Implementasi IndoBERT

Sistem yang dikembangkan dalam tugas akhir ini menerapkan metode analisis sentimen berbasis IndoBERT dengan menggunakan varian IndoBERT-base-pl. Model tersebut termasuk dalam kategori arsitektur Base yang memiliki 12 lapisan *encoder*, 768 unit tersembunyi (*hidden size*), serta sekitar 124 juta parameter. Model ini digunakan untuk mengklasifikasikan opini publik ke dalam kategori positif, negatif, dan netral terkait isu dugaan ijazah palsu Presiden Joko Widodo yang dibahas pada Platform X (Twitter). Implementasi model dilakukan dengan memanfaatkan library *transformers* yang disediakan oleh *Hugging Face*. Selain itu, sistem dirancang dalam bentuk aplikasi berbasis Streamlit untuk mempermudah proses pengujian dan visualisasi hasil analisis.

f. Evaluasi Model

Setelah proses pelatihan (*training*) model selesai dilakukan, data selanjutnya digunakan pada tahap evaluasi. Tahapan ini sangat penting karena bertujuan untuk mengukur kinerja sistem klasifikasi sentimen yang dibangun menggunakan model IndoBERT dalam menganalisis opini publik terkait isu dugaan ijazah palsu Presiden Joko Widodo di Platform X (Twitter).

Proses evaluasi dilakukan dengan memanfaatkan *confusion matrix* untuk mengetahui tingkat performa model. Melalui metode ini, diperoleh nilai akurasi, presisi, *recall*, serta *F1-score*. *Confusion matrix* merupakan teknik evaluasi yang menyajikan perbandingan antara hasil prediksi dan data sebenarnya dalam bentuk tabel, sehingga dapat menunjukkan jumlah prediksi yang benar maupun yang keliru (Normawati dan Prayogi, 2021).

Tabel 3. 1 *Prediction Class*

| | | <i>Prediction Class</i> | | |
|----------------------------|---------|-------------------------|-----------------------|-----------------------|
| | | Positif | Negatif | Netral |
| <i>Class</i> Sebenarnya | Positif | True Positif (TP) | False Negatif (FN) | False Netral (FNt) |
| | Negatif | False Positif (FP) | True Negatif (TN) | False Netral (FNt) |
| | Netral | False Positif (FP) | False Negatif (TN) | True Positif (TNt) |

Keterangan:

True Positive (TP) = Total data dari kelas positif yang dikategorikan dengan benar sebagai positif

True Negative (TN) = Total data dari kelas negatif yang dikategorikan dengan benar sebagai negatif

True Netral (TNt) = Total data dari kelas netral yang dikategorikan dengan benar sebagai netral

False Positive (FP) = Data dari kelas negatif/netral yang salah dikategorikan sebagai positif

False Negative (FN) = Data dari kelas positif/netral yang salah dikategorikan sebagai negatif

False Netral (FNt) = Data dari kelas positif/negatif yang salah dikategorikan sebagai netral

Rumus *confusion matrix* untuk menghitung *accuracy*, *precision*, *recall* serta *F1-score* seperti berikut:

$$Accuracy = \frac{TP + TN + TNt}{TP + FP + TN + FN + TNt + FNT} \quad (1)$$

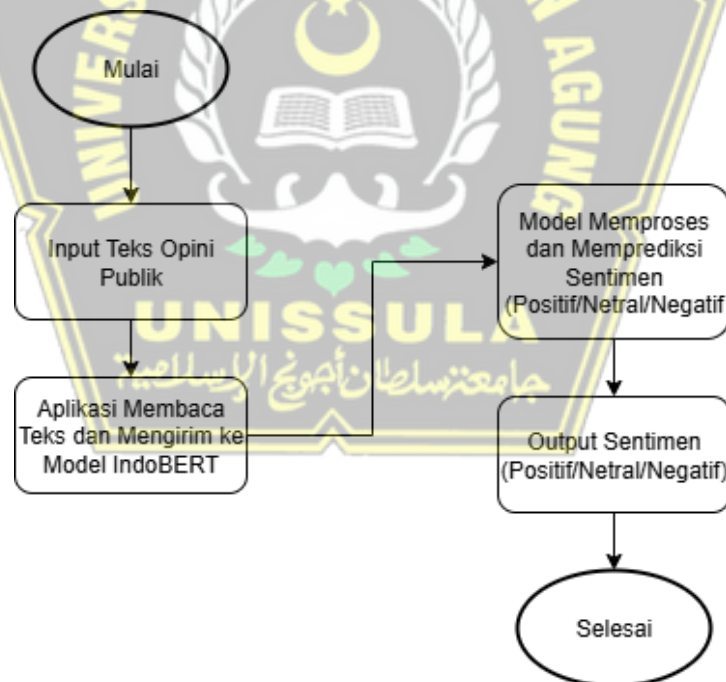
$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN + FNT} \quad (3)$$

$$F1 - score = 2 \times \frac{Recall \times Precision}{Recall + Precision} \quad (4)$$

3.2 Rancang Alur Penggunaan Aplikasi

Tahapan perancangan model di studi ini mengikuti alur yang sistematis untuk memastikan model dapat memprediksi sentiment secara optimal. Adapun tahapan yang dilakukan meliputi:



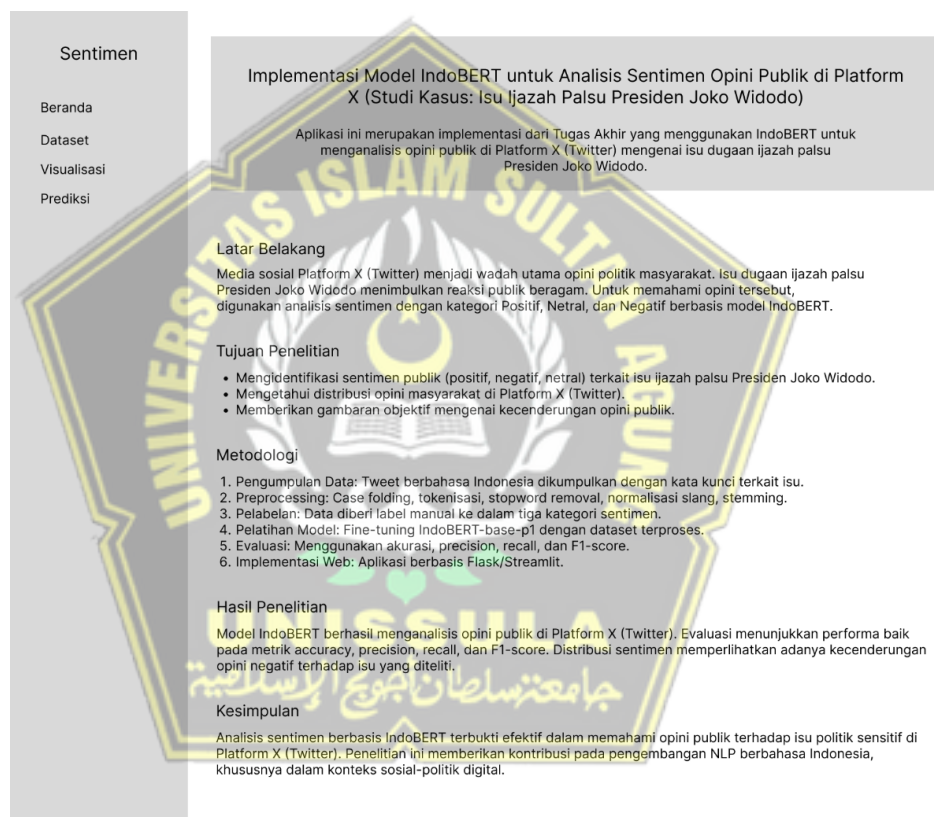
Gambar 3. 2 *Flowchart* Alur Penggunaan Aplikasi

Gambar 3.2 menjelaskan alur proses deteksi sentimen pada aplikasi analisis opini publik berbasis model IndoBERT. Proses dimulai ketika pengguna memasukkan teks opini publik ke dalam sistem. Aplikasi kemudian membaca teks tersebut dan mengirimkannya ke model IndoBERT untuk

diproses. Model IndoBERT akan menganalisis teks masukan dan memprediksi kategori sentimen yang sesuai, yaitu positif, netral, atau negatif. Sesudah proses prediksi selesai, sistem menampilkan hasil sentimen kepada pengguna sebagai keluaran akhir. Alur ini menunjukkan bahwa seluruh proses berjalan secara otomatis, mulai dari input teks hingga menghasilkan output sentimen yang dapat diinterpretasikan secara langsung.

3.3 Perancangan *User Interface*

3.3.1 Halaman Beranda (*Home*)



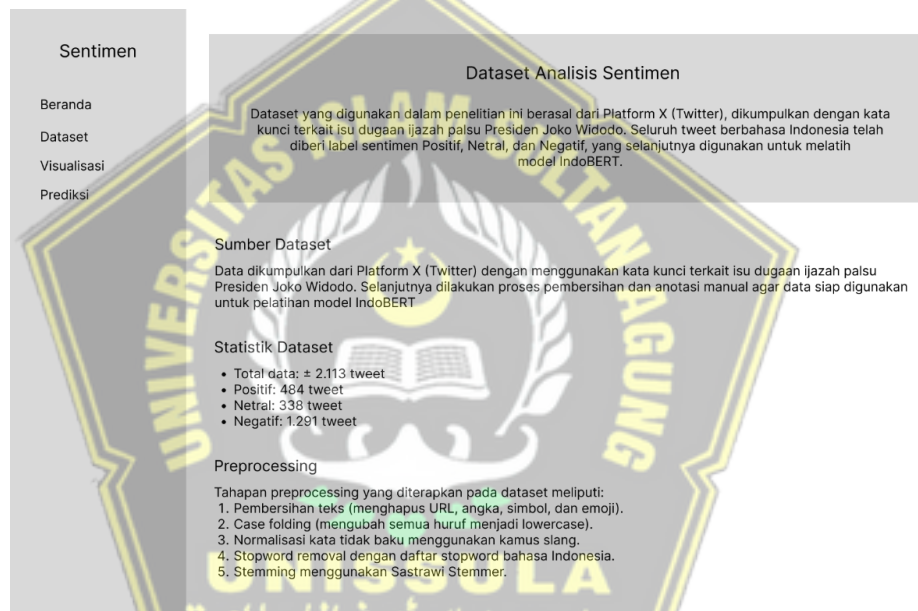
Gambar 3. 3 Rancangan Antarmuka Halaman Beranda Aplikasi Web Analisis Sentimen

Halaman Beranda berfungsi sebagai pintu masuk utama aplikasi dan berisi informasi pengantar mengenai sistem analisis sentimen yang dikembangkan. Tampilan utama menampilkan judul penelitian “Implementasi Model IndoBERT untuk Analisis Sentimen Opini Publik di Platform X (Studi Kasus: Isu Ijazah Palsu Presiden Joko Widodo)” yang ditempatkan di bagian tengah dengan tipografi tegas berwarna gelap untuk memperkuat kesan akademik. Di bawahnya terdapat penjelasan singkat

mengenai fungsi aplikasi serta struktur isi halaman seperti Latar Belakang, Tujuan Penelitian, Metodologi, Hasil Penelitian, serta Kesimpulan.

Di sisi kiri halaman terdapat sidebar navigasi dengan gradasi warna abu-abu muda, berisi menu “Beranda”, “Dataset”, “Visualisasi”, dan “Prediksi”. Pengguna dapat dengan mudah berpindah antar halaman dengan satu kali klik. Desain keseluruhan halaman ini mengutamakan keseimbangan antara formalitas akademik dan kemudahan navigasi. Tampilan rancangan halaman ini bisa dicermati melalui Gambar 3.3.

3.3.2 Halaman Dataset



Gambar 3. 4 Rancangan Antarmuka Halaman Dataset Aplikasi Web Analisis Sentimen

Halaman Dataset berfungsi untuk menampilkan informasi deskriptif terkait data yang digunakan dalam penelitian. Bagian atas halaman menampilkan judul besar “Dataset Analisis Sentimen” di dalam kotak abu-abu muda yang memberikan kesan profesional dan fokus visual yang jelas. Di bawahnya terdapat tiga blok informasi utama, yaitu Sumber Dataset, Statistik Dataset, dan Preprocessing.

Bagian “Sumber Dataset” menjelaskan asal data yang diambil dari Platform X (Twitter) menggunakan kata kunci terkait isu dugaan ijazah palsu Presiden Joko Widodo. Bagian “Statistik Dataset” menampilkan jumlah total tweet yang digunakan, yaitu 2.113 tweet dengan rincian 484 positif, 338

netral, dan 1.291 negatif. Sementara itu, bagian “Preprocessing” menjelaskan tahapan pembersihan teks seperti penghapusan URL, *case folding*, normalisasi kata, *stopword removal*, dan *stemming*.

Desain halaman ini mengusung tata letak vertikal dengan pembagian konten rapi, warna latar putih, serta teks hitam untuk menjaga kontras tinggi. Sidebar navigasi di sisi kiri tetap dipertahankan agar konsisten dengan halaman lain. Rancangan tampilan halaman ini ditunjukkan pada Gambar 3.4.

3.3.3 Halaman Visualisasi Dataset



Gambar 3. 5 Rancangan Antarmuka Halaman Visualisasi Dataset Aplikasi Web Analisis Sentimen

Halaman Visualisasi Dataset berfungsi untuk menyajikan hasil analisis data dalam bentuk grafis yang mudah dipahami. Pada bagian atas halaman ditampilkan judul “Visualisasi Dataset” dan deskripsi singkat mengenai isi halaman. Bagian konten utama terdiri dari tiga jenis visualisasi, yakni diagram lingkaran (*pie chart*) untuk menunjukkan proporsi sentimen, diagram batang (*bar chart*) untuk menampilkan jumlah *tweet* per kategori, dan *wordcloud* untuk tiap kategori sentimen (positif, netral, serta negatif).

Pie chart ditempatkan di bagian atas halaman untuk memberikan gambaran proporsi sentimen secara umum. Diagram batang berada di bagian tengah untuk menampilkan distribusi kuantitatif tiap kategori, sedangkan tiga *wordcloud* berada di bagian bawah dengan label kategori “Positif”, “Netral”, dan “Negatif”. Desain halaman ini mempertahankan warna abu-abu netral dengan fokus pada bentuk visual utama agar grafik menjadi elemen dominan. Sidebar tetap digunakan di sisi kiri untuk konsistensi navigasi. Tampilan rancangan halaman ini bisa dicermati melalui Gambar 3.5.

3.3.4 Halaman Prediksi Sentimen



Gambar 3. 6 Rancangan Antarmuka Halaman Prediksi Sentimen Aplikasi Web

Analisis Sentimen

Halaman Prediksi Sentimen merupakan fitur utama dari aplikasi yang memungkinkan pengguna melaksanakan analisis sentimen secara langsung terhadap teks opini publik baru. Rancangan halaman ini menampilkan judul utama “Dashboard Analisis Sentimen Publik (Twitter/X)” yang diikuti dengan subjudul “Studi Kasus: Isu Dugaan Ijazah Palsu Presiden Joko Widodo”.

Di bawahnya terdapat kolom input teks yang besar untuk memudahkan pengguna mengetikkan opini publik yang ingin dianalisis. Selanjutnya terdapat tombol “Analisis Sentimen” yang berfungsi menjalankan proses analisis menggunakan model IndoBERT. Hasil analisis nantinya akan disajikan dalam bentuk kategori sentimen positif, netral, atau negatif.

Warna abu-abu muda digunakan sebagai latar utama untuk memberikan kesan netral dan formal, sementara elemen teks berwarna hitam memperkuat keterbacaan. Desain keseluruhan dibuat sederhana dan responsif agar dapat diakses dengan baik melalui berbagai ukuran layar. Rancangan tampilan halaman ini diperlihatkan di Gambar 3.6.

3.4 Perancangan Prompt Sistem

Perancangan prompt (*prompt engineering*) menjadi langkah krusial selama mengembangkan sistem analisis sentimen berbasis *IndoBERT*, sebab berfungsi sebagai penghubung antara masukan pengguna (teks opini publik) dengan proses inferensi model. Kualitas hasil klasifikasi sentimen sangat bergantung pada kejelasan instruksi dan struktur perintah yang diberikan kepada sistem. Tujuan utama dari tahap ini ialah untuk menyusun pola instruksi yang mampu mengarahkan model dalam memahami konteks kalimat dan Mengklasifikasikan opini tersebut secara akurat pada satu dari tiga kategori positif, netral, hingga negatif.

Desain prompt bagi sistem analisis sentimen ini disusun berdasarkan beberapa prinsip utama sebagai berikut:

1. Kejelasan Tugas (*Task Clarity*)

Prompt harus menjelaskan secara eksplisit tugas yang harus dilakukan sistem, yaitu mengidentifikasi jenis sentimen dari teks opini publik. Instruksi ini memastikan bahwa model berfokus pada analisis sentimen, bukan pada konteks linguistik lain di luar tujuan klasifikasi.

2. Penyediaan Konteks (*Context Provisioning*)

Sistem menyertakan informasi kontekstual seperti topik isu (*ijazah palsu Presiden Joko Widodo*) dan sumber opini (Platform X/Twitter) untuk membantu model memahami arah emosi yang terkandung dalam teks. Dengan memberikan konteks ini, model dapat membedakan opini yang bersifat kritik, dukungan, atau pernyataan netral dengan lebih akurat.

3. Instruksi Format (*Output Formatting*)

Prompt juga menentukan format keluaran yang diharapkan, yaitu hasil klasifikasi sentimen dalam tiga label: *positif*, *netral*, serta *negatif*. Format

ini ditampilkan dalam bentuk teks sederhana agar hasil dapat diproses dan divisualisasikan secara langsung pada antarmuka web.

4. Pemberian Contoh (*One-Shot Prompting*)

Untuk membantu model mengenali pola yang diinginkan, prompt disertai satu contoh sederhana dari opini publik beserta hasil klasifikasinya. Contoh ini berguna menjadi acuan untuk model dalam memahami cara menentukan sentimen berdasarkan isi kalimat.

Berdasarkan prinsip-prinsip tersebut, prompt sistem disusun menggunakan struktur dinamis yang digabungkan secara otomatis dalam kode Python. Dekomposisi struktur prompt dan fungsi setiap komponennya bisa dicermati melalui tabel 3.2.

Tabel 3. 2 Komponen dan Fungsi dalam Desain *Prompt* Analisis Sentimen

| Komponen Prompt | Contoh Isi | Fungsi dan Penjelasan |
|--------------------------------------|---|---|
| Definisi Tugas | “Klasifikasikan sentimen dari teks opini publik berikut ke dalam kategori: positif, netral, atau negatif.” | Menentukan tujuan utama sistem secara eksplisit agar model fokus pada tugas analisis sentimen. |
| Konteks Dinamis | <i>Topik:</i> Isu dugaan ijazah palsu Presiden Joko Widodo. <i>Teks:</i> “Ijazah Jokowi itu palsu, pemerintah tidak jujur!” | Menyertakan topik dan teks yang relevan agar model dapat memahami arah opini dalam konteks sosial-politik tertentu. |
| Instruksi Format & Contoh | “Tuliskan hasil dalam format berikut:Sentimen: [positif/netral/negatif]Contoh: ‘Saya | Menjelaskan bentuk keluaran yang diharapkan |

| Komponen Prompt | Contoh Isi | Fungsi dan Penjelasan |
|----------------------------|--|---|
| | percaya Presiden bekerja dengan jujur.’ → Sentimen: positif’ | dan memberikan contoh konkret (one-shot) untuk memandu model. |
| Titik Awal Generasi | “Analisis Sentimen:” | Menjadi pemicu bagi sistem untuk memulai proses klasifikasi dan menandai awal keluaran model. |

Tabel 3.2 menunjukkan struktur logis dari prompt yang digunakan untuk memandu sistem dalam mengklasifikasikan opini publik. Proses diawali dengan pemberian tugas yang jelas untuk mengidentifikasi sentimen teks, kemudian dilanjutkan dengan penyertaan konteks dinamis yang relevan dengan topik penelitian. Instruksi format membantu menjaga konsistensi keluaran agar mudah diproses lebih lanjut oleh sistem visualisasi web. Akhirnya, sistem diberi titik pemicu agar model dapat memulai analisis secara otomatis. Kombinasi komponen ini memastikan proses analisis sentimen terlaksana secara terarah, konsisten, dan menciptakan output yang sejalan dengan tujuan penelitian.

BAB IV

HASIL DAN ANALISIS PENELITIAN

4.1 Hasil Penelitian

4.1.1 Pengumpulan Data

Tahap pertama dalam studi ini adalah penghimpunan data (*data collection*), yang bertujuan untuk memperoleh kumpulan teks berupa tweet dari media sosial Platform X (Twitter) yang mengandung opini publik terkait isu dugaan ijazah palsu Presiden Joko Widodo. Data yang diambil berasal dari unggahan publik (bukan akun privat), sehingga dapat diakses secara etis untuk kepentingan analisis akademik.

Proses pengumpulan data dilakukan menggunakan Twitter API v2 melalui bahasa pemrograman Python pada lingkungan *Google Colaboratory*. Twitter API dipilih karena mampu mengakses data secara terstruktur berdasarkan parameter pencarian tertentu, seperti kata kunci, tanggal, dan bahasa. Penggunaan Colab memberikan keunggulan berupa kemampuan komputasi berbasis *cloud* dengan koneksi API yang stabil, serta mendukung pengolahan data dalam jumlah besar.

Pengambilan data dilakukan pada periode 12 Januari 2025 hingga 14 Agustus 2025, yaitu rentang waktu di mana isu dugaan ijazah palsu Presiden Joko Widodo ramai dibicarakan di media sosial maupun media berita daring. Periode ini dipilih agar dataset yang dikumpulkan mencerminkan dinamika opini publik yang berkembang dari awal hingga meredanya isu tersebut.

Kata kunci (*keywords*) yang dipergunakan pada proses pengumpulan data meliputi: “ijazah Jokowi”, “ijazah palsu Presiden”, “ijazah Presiden Joko Widodo”, serta “ijazah palsu Jokowi”. Keempat kata kunci ini dipilih secara strategis berdasarkan hasil *trending topic* dan kemunculan istilah di media sosial pada periode awal Mei 2025. Dengan kata kunci tersebut, sistem *scraping* berhasil mengambil data yang relevan berupa teks, waktu unggah, jumlah suka, jumlah retweet, serta informasi metadata lainnya.

Hasil pengumpulan data menghasilkan 2.262 tweet mentah yang kemudian disimpan dalam berkas dataset.xlsx. Setiap tweet berisi atribut seperti waktu unggahan, isi teks, jumlah suka, jumlah balasan, jumlah *retweet*, serta tautan ke unggahan asli. Namun, karena tidak semua tweet relevan dan tidak semua menggunakan Bahasa Indonesia, dilakukan proses seleksi awal

untuk menghapus data yang tidak sesuai, seperti *spam*, *iklan otomatis*, dan *retweet* yang bersifat duplikasi.

Setelah melalui tahap pembersihan awal, jumlah tweet yang layak dianalisis berkurang menjadi 2.113 tweet. Setiap tweet dalam dataset memiliki kolom *tweet_id*, *created_at*, *full_text*, *favorite_count*, *retweet_count*, dan *tweet_url* yang berfungsi sebagai data utama dalam proses analisis berikutnya. Distribusi jumlah *tweet* berdasarkan bulan pengambilan data bisa dicermati melalui Tabel 4.1.

Tabel 4. 1 Jumlah Tweet Berdasarkan Bulan Pengambilan Data

| Bulan | Jumlah Tweet | Persentase (%) |
|---------------|--------------|----------------|
| Januari 2025 | 162 | 7,7 |
| Februari 2025 | 183 | 8,6 |
| Maret 2025 | 202 | 9,5 |
| April 2025 | 258 | 12,2 |
| Mei 2025 | 471 | 22,3 |
| Juni 2025 | 326 | 15,4 |
| Juli 2025 | 301 | 14,2 |
| Agustus 2025 | 210 | 10,1 |
| Total | 2.113 | 100 |

Merujuk pada tebal tersebut, tampak bahwasanya jumlah tweet terbanyak diperoleh pada bulan Mei 2025, yaitu sebanyak 471 tweet (22,3%). Peningkatan tersebut menunjukkan bahwa puncak perbincangan isu dugaan ijazah palsu Presiden Joko Widodo terjadi pada bulan tersebut. Sementara itu,

jumlah tweet menurun secara bertahap setelah bulan Juni hingga Agustus, yang menandakan berkurangnya intensitas diskusi publik terhadap isu tersebut.

4.2 Implementasi Sistem Model

4.2.1 Pra-pemrosesan Data

Tahapan pra-pemrosesan data dilaksanakan guna mempersiapkan data mentah hasil pengumpulan supaya siap dipergunakan oleh model IndoBERT. Teks yang diperoleh dari media sosial umumnya mengandung berbagai elemen nonteks seperti emoji, simbol, tanda baca, atau bahkan singkatan tidak baku yang bisa memberi pengaruh akurasi analisis. Untuk itu, proses pra-pemrosesan mempunyai tujuan untuk menciptakan teks yang bersih, seragam, serta bisa dipahami secara semantik oleh model.

Langkah pertama yang dilakukan adalah pembersihan teks. Pada tahap ini, seluruh karakter yang tidak sesuai misalnya *mention* (@username), *hashtag* (#), URL, angka, tanda baca, serta emoji dihapus. Hal ini dilakukan agar teks menjadi murni berisi kata-kata yang bermakna semantik. Contoh hasil pembersihan teks bisa dicermati melalui Tabel 4.2. Pembersihan Teks (*Cleaning Text*)”.

Tabel 4. 2 Contoh Hasil Pembersihan Teks

| Teks Asli | Hasil Pra-Pemrosesan |
|--|--|
| “RT @user: Jokowi palsu?? https://t.co/xxxx ” | “jokowi palsu” |
| “Jokowi Hadiri Klarifikasi Dugaan Ijazah Palsu” | “jokowi hadir klarifikasi dugaan ijazah palsu” |
| “Megawati singgung ijazah Jokowi palsu?” | “megawati singgung ijazah jokowi palsu” |

Langkah selanjutnya yakni *case folding*, yang mentransformasikan seluruh huruf menjadi huruf kecil supaya model tidak membedakan huruf besar dan kecil. Setelah itu dilaksanakan normalisasi kata, yaitu proses mengubah kata tidak baku menjadi bentuk baku menggunakan file kamus

kamuskitabaku.xlsx. Sebagai contoh, kata “gk” diubah menjadi “tidak”, “bgt” menjadi “banget”, serta “sm” menjadi “sama”.

Berikutnya dilakukan tokenisasi, yaitu pemisahan teks menjadi unit kata. Kalimat “jokowi hadir undangan klarifikasi terkait ijazah palsu” diubah menjadi daftar kata [“jokowi”, “hadiri”, “undangan”, “klarifikasi”, “terkait”, “ijazah”, “palsu”]. Tahapan berikutnya ialah penghapusan stopword, yakni kata-kata umum misalnya “yang”, “dan”, “di”, serta “ke” dihapus agar model hanya fokus pada kata bermakna sentimen.

Langkah terakhir ialah *stemming*, yakni proses mengembalikan kata ke bentuk dasarnya menggunakan algoritma *Nazief-Adriani* dari pustaka Sastrawi. Contohnya, kata “bertemu”, “menemui”, dan “pertemuan” semuanya dikembalikan menjadi “temu”. Hasil dari semua tahapan ini menciptakan data yang lebih bersih serta konsisten. Contoh hasil pra-pemrosesan teks diperlihatkan melalui Tabel 4.3.

Tabel 4. 3 Contoh Hasil Akhir Pra-Pemrosesan Teks

| No | Teks Asli | Hasil Akhir |
|----|---|--|
| 1 | Jokowi Hadiri Undangan Klarifikasi Terkait Laporan Ijazah Palsu | jokowi hadir undang klarifikasi kait lapor ijazah palsu |
| 2 | Megawati Singgung Isu Ijazah Jokowi Palsu | megawati singgung isu ijazah jokowi palsu |
| 3 | Isu Ijazah Palsu Jokowi Tidak Benar | isu ijazah palsu jokowi tidak benar |

Tahapan pra-pemrosesan ini menghasilkan file akhir hasil_preprocessing.csv yang menjadi dasar untuk proses pelabelan dan pelatihan model IndoBERT.

4.2.2 Pelabelan Data

Tahap pelabelan data dilaksanakan guna mengkategorikan tiap *tweet* ke pada kategorisasi sentimen, yakni positif, negatif, serta netral. Proses pelabelan awal dilaksanakan dengan menggunakan metode *lexicon-based*, di mana setiap kata dalam *tweet* dibandingkan dengan daftar kata positif (*positive.csv*) serta negatif (*negative.csv*). Bila jumlah kata positif lebih banyak, *tweet* diklasifikasikan sebagai positif; bila jumlah kata negatif lebih banyak, diklasifikasikan sebagai negatif; serta bila jumlahnya seimbang, dikategorikan sebagai netral.

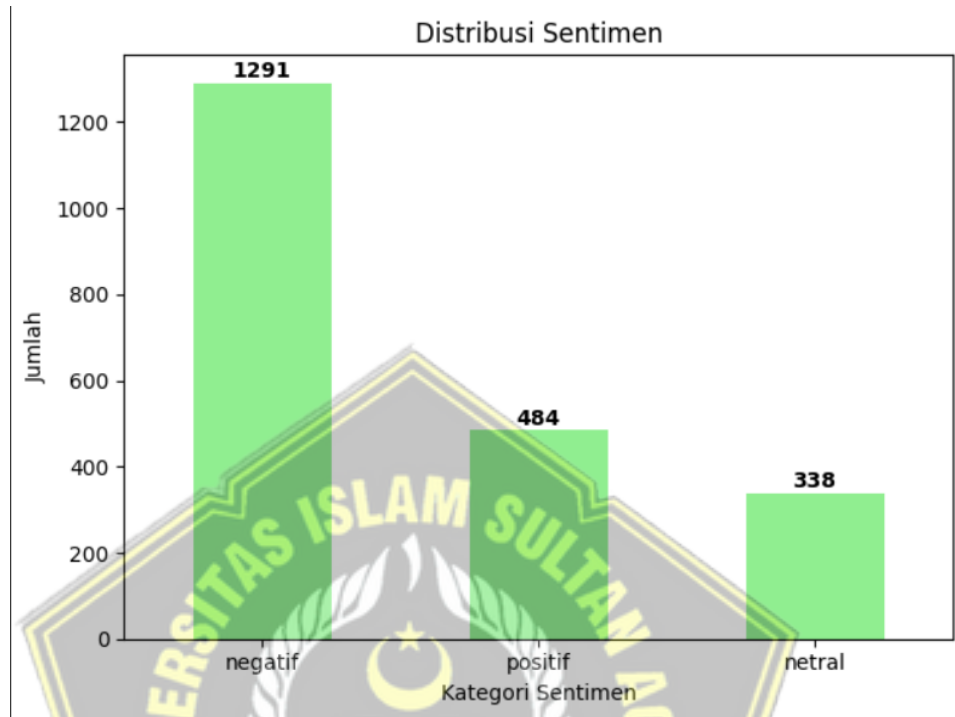
Hasil pelabelan otomatis kemudian diperiksa ulang secara manual menggunakan file *hasil_pelabelan_perbaikan.xlsx* untuk memastikan kesesuaian konteks kalimat. Proses ini penting karena pendekatan berbasis leksikon tidak selalu mampu mengenali makna implisit atau ironi dalam teks media sosial. Distribusi hasil pelabelan ditampilkan pada Tabel 4.4.

Tabel 4. 4 Distribusi Data Sentimen Publik terhadap Isu Dugaan Ijazah Palsu Presiden Joko Widodo

| Kategori Sentimen | Jumlah Tweet | Persentase (%) | Keterangan |
|-------------------|--------------|----------------|---|
| Negatif | 1.291 | 61,1 | Opini yang berisi kritik, ketidakpercayaan, atau tuduhan terhadap isu |
| Positif | 484 | 22,9 | Opini yang bersifat dukungan atau pembelaan terhadap Presiden |
| Netral | 338 | 16,0 | Pernyataan informatif tanpa opini emosional |
| Total | 2.113 | 100 | — |

Merujuk pada tabel tersebut, tampak bahwasanya mayoritas *tweet* menunjukkan sentimen negatif terhadap isu yang berkembang dengan persentase senilai 61,1%. Sementara itu, sentimen positif hanya mencapai 22,9%, dan sentimen netral senilai 16,0%. Distribusi ini memperlihatkan

bahwasanya isu dugaan ijazah palsu Presiden Joko Widodo menimbulkan reaksi publik yang cukup kuat dan cenderung bersifat negatif.



Gambar 4. 1 Distribusi Sentimen Publik di Platform X

Gambar 4.1 menunjukkan distribusi sentimen publik terhadap isu dugaan ijazah palsu Presiden Joko Widodo. Sentimen negatif mendominasi dengan 1.291 *tweet*, diikuti sentimen positif sebanyak 484 *tweet* dan netral sebanyak 338 *tweet*. Hasil ini menggambarkan bahwa opini publik di Platform X cenderung bersifat negatif terhadap isu yang beredar.

4.2.3 Arsitektur Model IndoBERT

Model utama yang dipergunakan di studi ini ialah IndoBERT-base-p1, yakni satu dari sekian varian dari *Bidirectional Encoder Representations from Transformers* (BERT) yang sudah dilatih khusus mempergunakan korpus Bahasa Indonesia oleh tim IndoNLU. Model ini termasuk dalam kategori *transformer-based language model* yang dibuat untuk memahami makna kata dalam kalimat secara dua arah, baik dari kiri ke kanan maupun sebaliknya (*bidirectional context understanding*). Dengan pendekatan ini, IndoBERT mampu memahami makna kata tidak hanya berdasarkan urutan, tetapi juga

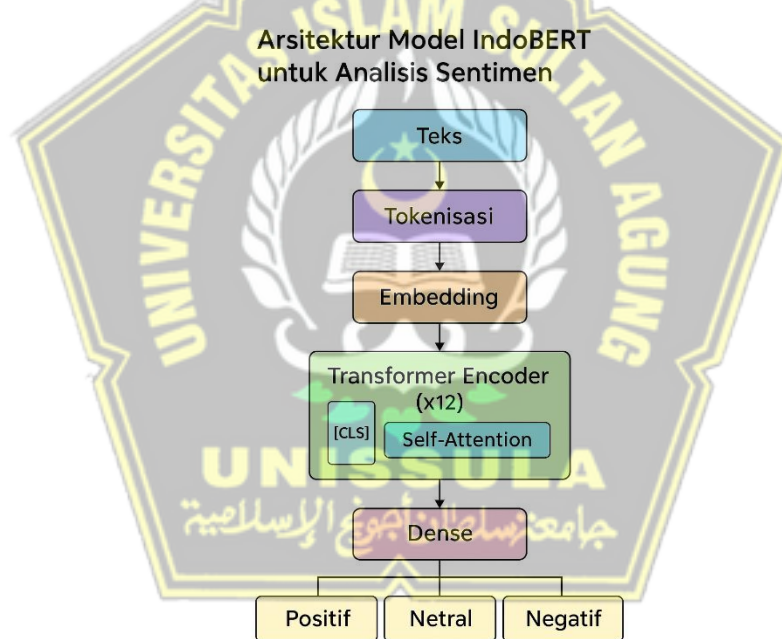
dari hubungan antar kata dalam keseluruhan kalimat, sehingga interpretasi konteks menjadi lebih akurat.

Secara arsitektural, IndoBERT terdiri atas 12 lapisan Transformer encoder dengan 768 dimensi vektor tersembunyi (*hidden size*), 12 *attention heads*, dan sekitar 110 juta parameter. Setiap lapisan encoder memiliki dua komponen utama, yakni lapisan *multi-head self-attention* serta lapisan *feed-forward neural network*. Lapisan *self-attention* bertugas menentukan sejauh mana setiap kata dalam kalimat saling mempengaruhi satu sama lain, dengan memberikan bobot perhatian (*attention weight*) yang berbeda-beda untuk tiap pasangan kata. Sementara itu, lapisan *feed-forward neural network* melakukan transformasi *non-linear* terhadap representasi kata yang dihasilkan agar model dapat memahami hubungan semantik yang lebih kompleks antar kata dan frasa.

Proses kerja model IndoBERT diawali dengan tahap tokenisasi teks menggunakan metode *WordPiece Tokenizer*, yakni proses memecah kalimat menjadi satuan-satuan kecil yang dikenal dengan sebutan “*token*”. Tokenisasi ini memungkinkan model mengenali kata baru dengan memecahnya menjadi sub-kata, sehingga dapat menangani kata yang belum pernah ditemui sebelumnya (*out-of-vocabulary words*). Setelah tokenisasi, setiap token diubah menjadi representasi numerik dan dimasukkan ke dalam lapisan *embedding*. Pada tahap ini, setiap token digabungkan dengan *positional encoding* agar model dapat mengenali urutan posisi kata dalam kalimat.

Selanjutnya, representasi vektor dari setiap token diproses melalui 12 lapisan *Transformer encoder*. Di dalam setiap lapisan, mekanisme *self-attention* memungkinkan model agar dapat fokus pada istilah yang lebih sesuai dengan konteks kalimat secara keseluruhan. Sebagai contoh, pada kalimat “*Isu ijazah Jokowi palsu itu hoaks*”, model mampu menghasilkan bobot perhatian yang lebih besar pada kata “*hoaks*” karena kata tersebut paling memberi pengaruh pada arah sentimen kalimat. Mekanisme ini membuat IndoBERT unggul dalam memahami makna kontekstual yang tidak dapat ditangkap oleh model berbasis urutan tradisional.

Setiap kalimat masukan selalu diawali oleh token khusus [CLS] yang berfungsi sebagai representasi keseluruhan isi kalimat. Nilai keluaran dari token [CLS] pada lapisan terakhir kemudian dikirim ke lapisan *dense* (*fully connected layer*) yang berfungsi sebagai lapisan klasifikasi. Lapisan ini akan mengubah vektor representasi kalimat pada tiga kategori sentimen, yakni positif, netral, serta negatif. Untuk itu, seluruh proses kerja IndoBERT dapat dijelaskan secara berurutan mulai dari teks masukan, tokenisasi dan *embedding*, pemrosesan melalui lapisan *Transformer encoder* dengan mekanisme *self-attention*, hingga lapisan *dense* yang menghasilkan prediksi kategori sentimen. Secara keseluruhan, alur pemrosesan model IndoBERT bisa dicermati melalui Gambar 4.2.



Gambar 4. 2 Arsitektur Model IndoBERT untuk Analisis Sentimen

Gambar tersebut menunjukkan alur utama pemrosesan IndoBERT yang dimulai dari teks masukan, kemudian melalui tahap tokenisasi dan *embedding*, dilanjutkan ke lapisan *Transformer encoder* dengan mekanisme *self-attention*, dan diakhiri dengan lapisan *dense* yang menghasilkan label sentimen. Arsitektur ini memiliki keunggulan utama dalam mempertahankan hubungan semantik antar kata dan memahami konteks kalimat secara menyeluruh. Dengan kemampuan tersebut, model IndoBERT dapat

mengenali nuansa emosional, sarkasme, dan makna implisit yang sering muncul dalam teks media sosial berbahasa Indonesia. Hal ini menjadikan IndoBERT sebagai model yang sangat sesuai untuk digunakan dalam analisis sentimen publik terhadap isu-isu sosial serta politik yang kompleks seperti dugaan ijazah palsu Presiden Joko Widodo.

4.2.4 Pelatihan Model IndoBERT

Setelah memahami arsitektur model yang digunakan, tahap berikutnya adalah melakukan proses pelatihan model (model *training*) agar IndoBERT dapat beradaptasi dengan konteks spesifik dari dataset penelitian ini. Proses ini dikenal dengan istilah *fine-tuning*, yaitu melatih ulang model yang telah terlatih sebelumnya menggunakan dataset baru agar model mampu mengenali karakteristik bahasa dan topik tertentu, dalam hal ini adalah opini publik terhadap isu dugaan ijazah palsu Presiden Joko Widodo.

Dataset hasil pra-pemrosesan dan pelabelan diklasifikasikan ke dalam dua bagian, yakni 70% data latih (*training set*) serta 30% data pengujian (*testing set*). Pembagian ini dilaksanakan secara acak agar distribusi data tetap seimbang pada setiap kelas sentimen. Data latih dipergunakan untuk menyesuaikan parameter model, sementara data uji dipergunakan untuk mengukur seberapa jauh model bisa menggeneralisasi pola yang sudah dipelajari terhadap data baru.

Proses pelatihan dilakukan pada lingkungan *Google Colaboratory* dengan bantuan GPU *Tesla T4* untuk mempercepat komputasi. Bahasa pemrograman yang digunakan adalah Python, dengan pustaka utama *Transformers* dari *HuggingFace*, serta pustaka pendukung seperti *PyTorch*, *NumPy*, *Pandas*, dan *Scikit-learn*.

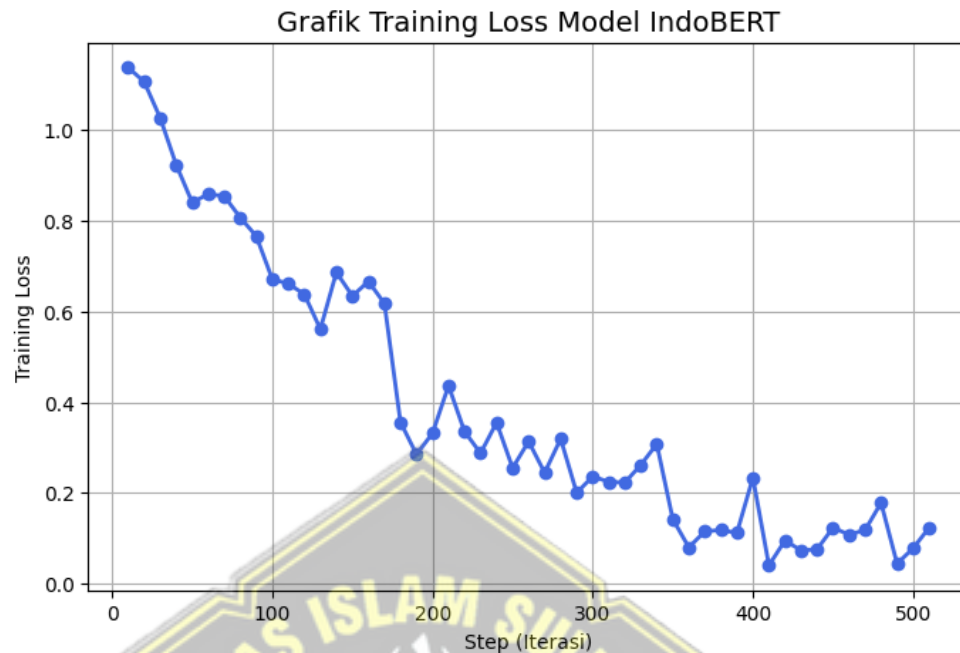
Selama proses pelatihan, dilakukan optimasi terhadap bobot jaringan menggunakan algoritma AdamW (*Adaptive Moment Estimation with Weight Decay*). Algoritma ini dipilih karena dapat mengatasi permasalahan *gradien* yang tidak stabil serta mencegah *overfitting* melalui mekanisme *weight decay*. Fungsi *loss* yang dipergunakan ialah *Cross-Entropy Loss*, yang umum

digunakan pada masalah klasifikasi multi-kelas. Parameter utama pelatihan IndoBERT ditunjukkan pada Tabel 4.5 berikut.

Tabel 4. 5 Parameter Pelatihan Model IndoBERT

| Parameter | Nilai / Keterangan |
|--------------------------|--|
| Model | IndoBERT-base-p1 |
| <i>Optimizer</i> | AdamW |
| <i>Learning Rate</i> | 5e-5 |
| <i>Batch Size</i> | 16 |
| <i>Epoch</i> | 5 |
| <i>Training Split</i> | 70% data latih |
| <i>Validation Split</i> | 30% data uji |
| <i>Loss Function</i> | <i>Cross Entropy Loss</i> |
| <i>Evaluation Metric</i> | <i>Accuracy, Precision, Recall, F1-score</i> |

Pelatihan dilakukan selama 5 *epoch* hingga model mencapai kondisi konvergen, di mana nilai *loss* menurun secara stabil dan akurasi meningkat signifikan pada setiap iterasi. Tiap *epoch* merepresentasikan satu siklus penuh proses pembelajaran, di mana model membaca seluruh data latih, menghitung error antara prediksi dan label sebenarnya, kemudian memperbarui bobot parameter melalui *backpropagation*. Selama proses pelatihan, model menghasilkan *training log* yang berisi nilai *loss* dan akurasi pada setiap *epoch*. Grafik hasil pelatihan bisa dicermati melalui Gambar 4.3 berikut.



Gambar 4. 3 Grafik Perubahan Nilai Training Loss Selama Pelatihan Model IndoBERT

Grafik di atas memperlihatkan perubahan nilai *training loss* model IndoBERT sepanjang proses pelatihan dari awal hingga akhir iterasi. Nilai *loss* pada awal pelatihan masih cukup tinggi, yaitu kisaran 1.1, kemudian mengalami penurunan secara bertahap hingga mencapai sekitar 0.1 pada langkah terakhir. Penurunan yang konsisten ini memperlihatkan bahwasanya model berhasil belajar pola representasi data dengan baik serta proses pelatihan berlangsung secara stabil.

Secara umum, tren garis menurun menggambarkan bahwa semakin banyak literasi yang dilakukan, menghasilkan makin kecilnya nilai kesalahan prediksi yang diperlihatkan model. Hal ini memperlihatkan bahwasanya model IndoBERT mampu menyesuaikan parameter jaringannya terhadap karakteristik data sentimen yang digunakan, tanpa mengalami indikasi *overfitting*.

4.2.5 Evaluasi Model

Tahap evaluasi dilakukan guna mengevaluasi performa model IndoBERT setelah melalui proses pelatihan (*fine-tuning*) terhadap dataset opini publik yang diperoleh dari Platform X (Twitter). Evaluasi ini memiliki tujuan untuk memeriksa seberapa jauh model mampu mengklasifikasikan

teks ke dalam tiga kategori sentimen, yakni positif, netral, serta negatif, dengan tingkat akurasi yang tinggi serta kesalahan klasifikasi yang rendah. Pengujian dilaksanakan mempergunakan data uji (*testing set*) yang tidak dipergunakan sepanjang proses pelatihan, dengan demikian hasil yang didapatkan betul-betul menggambarkan keterampilan generalisasi model terhadap data baru.

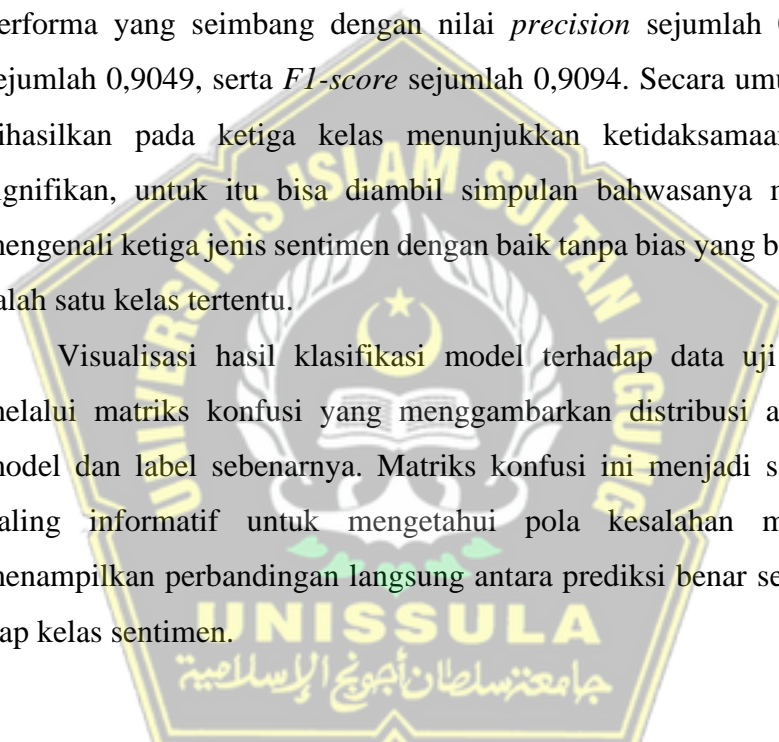
Evaluasi model dilaksanakan mempergunakan empat metrik utama, yakni *accuracy*, *precision*, *recall*, serta *F1-score*. Metrik *accuracy* dipergunakan guna menilai persentase jumlah prediksi yang benar terkait keseluruhan data pengujian, sehingga dapat memperlihatkan seberapa jauh model bisa memberikan klasifikasi yang tepat. Sementara itu, *precision* dipergunakan untuk menilai ketepatan model untuk memperkirakan suatu kelas tanpa menghasilkan terlalu banyak kesalahan positif, atau dengan kata lain, seberapa akurat model dalam memastikan bahwa setiap data yang diduga sebagai suatu kelas memang benar termasuk di kelas tersebut. Nilai *recall* dipergunakan dalam memeriksa sejauh mana model bisa mengenali semua data yang sebenarnya termasuk ke dalam suatu kelas sentimen. Tingginya nilai *recall* memperlihatkan keterampilan model untuk menangkap keseluruhan data yang sesuai. Adapun *F1-score* ialah rerata harmonik antara *precision* serta *recall*, yang menggambarkan keseimbangan antara ketepatan serta kelengkapan prediksi model.

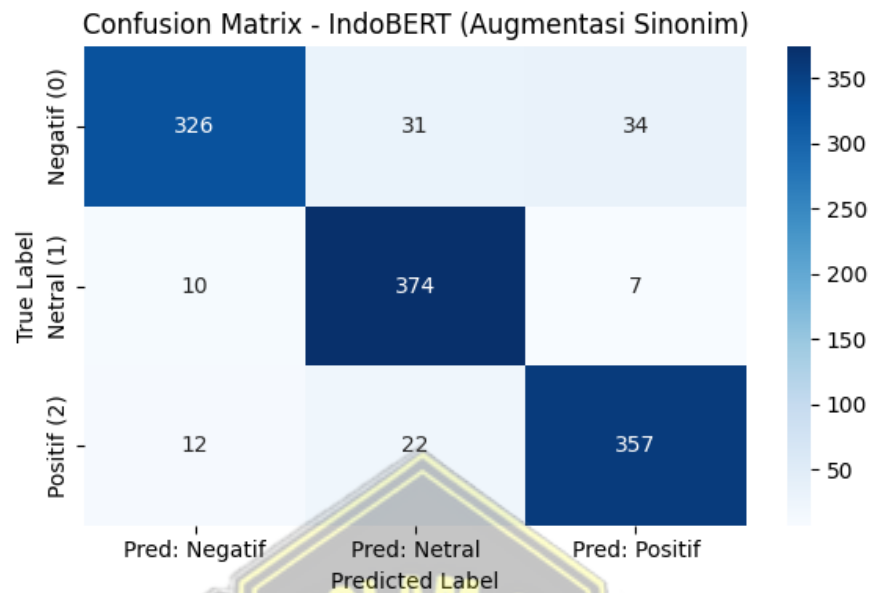
Hasil evaluasi memperlihatkan bahwasanya model IndoBERT yang sudah dilatih berhasil mendapatkan akurasi keseluruhan sejumlah 91,13%. Nilai ini memperlihatkan bahwasanya model mampu dengan tepat mengklasifikasikan lebih dari sembilan puluh persen data uji. Di samping itu, nilai rata-rata *F1-score* yang diperoleh sejumlah 0,9011 menandakan bahwasanya model mempunyai keseimbangan yang baik antara ketepatan serta keterampilan dalam mengenali data dengan benar. Kinerja model pada tiap kelas juga memperlihatkan hasil yang stabil dan konsisten. Pada kelas negatif, model memperoleh nilai *precision* tertinggi sejumlah 0,9368, yang maknanya sebagian besar tweet yang diklasifikasikan sebagai negatif

memang benar termasuk dalam kategori tersebut. Nilai *recall* pada kelas ini senilai 0,8338, yang mengindikasikan bahwa masih terdapat sebagian kecil data negatif yang salah diklasifikasikan sebagai netral.

Pada kelas netral, model menunjukkan kinerja paling konsisten dengan nilai *recall* tertinggi yaitu 0,9566 serta *F1-score* sejumlah 0,9144. Hal ini memperlihatkan bahwasanya model sangat baik untuk mengenali opini publik yang bersifat informatif dan tidak mengandung ekspresi emosional yang kuat. Sedangkan pada kelas positif, model juga memperlihatkan performa yang seimbang dengan nilai *precision* sejumlah 0,9139, *recall* sejumlah 0,9049, serta *F1-score* sejumlah 0,9094. Secara umum, nilai yang dihasilkan pada ketiga kelas menunjukkan ketidaksamaan yang tidak signifikan, untuk itu bisa diambil simpulan bahwasanya model mampu mengenali ketiga jenis sentimen dengan baik tanpa bias yang berarti terhadap salah satu kelas tertentu.

Visualisasi hasil klasifikasi model terhadap data uji dapat dilihat melalui matriks konfusi yang menggambarkan distribusi antara prediksi model dan label sebenarnya. Matriks konfusi ini menjadi salah satu cara paling informatif untuk mengetahui pola kesalahan model, karena menampilkan perbandingan langsung antara prediksi benar serta salah pada tiap kelas sentimen.





Gambar 4. 4 *Confusion Matrix* Hasil Evaluasi Model IndoBERT

Gambar 4.4 menunjukkan hasil prediksi model terhadap data uji pada tiga kategori sentimen, yakni negatif, netral, serta positif. Baris pada *matriks* memperlihatkan label sebenarnya (*true labels*), sementara kolom memperlihatkan hasil prediksi model (*predicted labels*). Nilai diagonal utama dengan warna biru tua memperlihatkan jumlah data yang bisa diklasifikasikan dengan benar oleh model, sementara nilai di luar diagonal menggambarkan total kesalahan klasifikasi antar kelas. Warna biru yang semakin gelap menunjukkan akurasi yang lebih tinggi.

Merujuk pada hasil evaluasi tersebut, diketahui bahwa model berhasil mengklasifikasikan 326 dari 391 data negatif, 374 dari 391 data netral, serta 357 dari 391 data positif secara benar. Kekeliruan klasifikasi yang timbul umumnya antara kelas negatif dan netral, yang disebabkan oleh kemiripan gaya bahasa atau konteks kalimat yang ambigu di media sosial. Meskipun demikian, jumlah kesalahan ini relatif kecil dan tidak memengaruhi performa keseluruhan model secara signifikan.

Secara umum, hasil evaluasi ini memperlihatkan bahwasanya model IndoBERT yang dipergunakan dalam penelitian bisa belajar dengan efektif dan menghasilkan performa yang tinggi. Nilai *accuracy* di atas 90 persen

serta *F1-score* yang stabil di semua kelas memperlihatkan bahwasanya model mempunyai keterampilan generalisasi yang baik terhadap data yang beragam. Keberhasilan ini juga memperlihatkan bahwa pendekatan *transformer-based model* seperti IndoBERT efektif untuk memahami konteks linguistik Bahasa Indonesia, terutama pada teks media sosial yang bersifat tidak baku dan dinamis.

Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa model IndoBERT hasil *fine-tuning* dalam penelitian ini mempunyai performa yang amat baik dan bisa mengklasifikasikan opini publik dengan tingkat akurasi tinggi. Model yang sudah dilatih kemudian dipergunakan sebagai inti dari sistem aplikasi web analisis sentimen publik, yang akan dijelaskan pada subbab selanjutnya.

4.3 Implementasi Antar Muka Menggunakan Streamlit

4.3.1 Tujuan Penggunaan Streamlit

Tujuan utama penggunaan Streamlit dalam penelitian ini adalah untuk menyediakan antarmuka pengguna (*user interface*) yang sederhana, efisien, dan responsif, sehingga model IndoBERT yang sudah di-*fine-tune* dapat digunakan secara langsung tanpa melibatkan pemrograman tingkat lanjut. Dengan memanfaatkan Streamlit, proses implementasi sistem menjadi lebih cepat karena *framework* ini mendukung integrasi penuh antara logika Python, model pembelajaran mesin, dan antarmuka visual berbasis web.

Streamlit juga mendukung pemrosesan input teks secara *real-time* dan menampilkan hasil analisis secara langsung setelah pengguna memasukkan data. Hal ini sangat membantu dalam konteks penelitian analisis sentimen, di mana hasil klasifikasi sentimen dan visualisasi distribusi data dapat diperbarui seketika tanpa memerlukan penyegaran halaman.

Selain itu, penggunaan Streamlit memungkinkan penyajian hasil penelitian dalam bentuk aplikasi yang bersifat *deployable* (dapat diunggah secara daring). Dengan demikian, studi ini bukan saja menciptakan model yang akurat, tapi juga menghadirkan sistem yang aplikatif, mudah

dioperasikan, serta memiliki nilai praktis bagi pengguna umum maupun akademisi yang ingin mengamati opini publik secara langsung.

4.3.2 Fitur Utama Aplikasi *Streamlit*

Fitur utama yang diimplementasikan dalam aplikasi *Streamlit* ini adalah sistem deteksi sentimen otomatis berbasis model IndoBERT. Proses kerja sistem dimulai ketika pengguna memasukkan teks opini publik ke dalam kolom input yang tersedia pada halaman prediksi. Setelah tombol “Analisis Sentimen” ditekan, sistem menjalankan beberapa tahapan pemrosesan untuk menghasilkan prediksi sentimen secara akurat.

Tahap pertama adalah pra-pemrosesan teks (*text preprocessing*), di mana input dari pengguna dibersihkan dari elemen-elemen yang tidak sesuai misalnya tanda baca, URL, emoji, serta karakter khusus. Selanjutnya dilaksanakan normalisasi kata mempergunakan kamus kata baku, penghapusan *stopwords*, serta proses *tokenisasi* guna memecah kalimat menjadi potongan kata yang dapat dipahami oleh model.

Tahap kedua adalah tokenisasi berbasis IndoBERT tokenizer, di mana teks hasil pra-pemrosesan dikonversi menjadi representasi numerik berupa token ID. Token-token ini berfungsi sebagai input standar bagi model IndoBERT, yang telah dilatih dengan struktur bahasa Indonesia.

Tahap ketiga adalah proses inferensi model, di mana token yang sudah ditransformasikan menjadi vektor dimasukkan pada model IndoBERT. Model kemudian melakukan pemrosesan melalui lapisan *transformer encoder* untuk mengenali konteks kalimat dan hubungan antar kata. Dari proses ini, model menghasilkan tiga skor keluaran yang masing-masing mewakili probabilitas dari kategori sentimen positif, netral, serta negatif.

Tahap terakhir adalah penentuan hasil dan penyajian *output*, di mana sistem memilih kelas dengan nilai probabilitas paling tinggi sebagai hasil akhir prediksi. Nilai probabilitas tersebut ditampilkan bersama label sentimen agar pengguna dapat mengetahui tingkat keyakinan model terhadap hasil analisis. *Output* disajikan secara *real-time* pada halaman web *Streamlit*,

sehingga pengguna dapat langsung melihat hasil klasifikasi segera setelah teks dikirimkan.

Secara keseluruhan, proses deteksi sentimen pada aplikasi ini berjalan secara *end-to-end* mulai dari input teks hingga keluaran hasil analisis. Kombinasi antara komponen *preprocessing*, tokenisasi, inferensi model IndoBERT, dan antarmuka Streamlit memungkinkan sistem ini bekerja secara efisien dan interaktif, memberikan pengalaman penggunaan yang sederhana namun tetap akurat dan informatif.

4.3.3 Cara Akses *Streamlit*

Aplikasi web yang dikembangkan pada penelitian ini dijalankan dalam lingkungan pengembangan lokal (*local environment*). Pendekatan ini merupakan praktik umum dalam pengembangan aplikasi berbasis web karena memungkinkan proses pengujian, *debugging*, serta pengembangan sistem dilakukan secara cepat dan efisien tanpa memerlukan koneksi internet eksternal. Sistem dijalankan menggunakan server bawaan dari *framework* yang digunakan, sehingga proses akses dan eksekusi aplikasi dapat dilakukan secara langsung melalui komputer pengembang.

Sebelum menjalankan aplikasi, terlebih dahulu dilakukan penyiapan lingkungan kerja Python yang terisolasi dengan menginstal seluruh dependensi yang dibutuhkan, seperti *Flask*, *Torch*, dan *Transformers*, sesuai dengan daftar pustaka yang tercantum dalam file *requirements.txt*. Setelah seluruh dependensi terpasang, aplikasi dijalankan melalui terminal dengan mengeksekusi perintah `python app.py` dari direktori utama proyek. Perintah tersebut secara otomatis akan menjalankan server lokal dan membuka antarmuka aplikasi pada peramban (*browser*) bawaan pengguna.

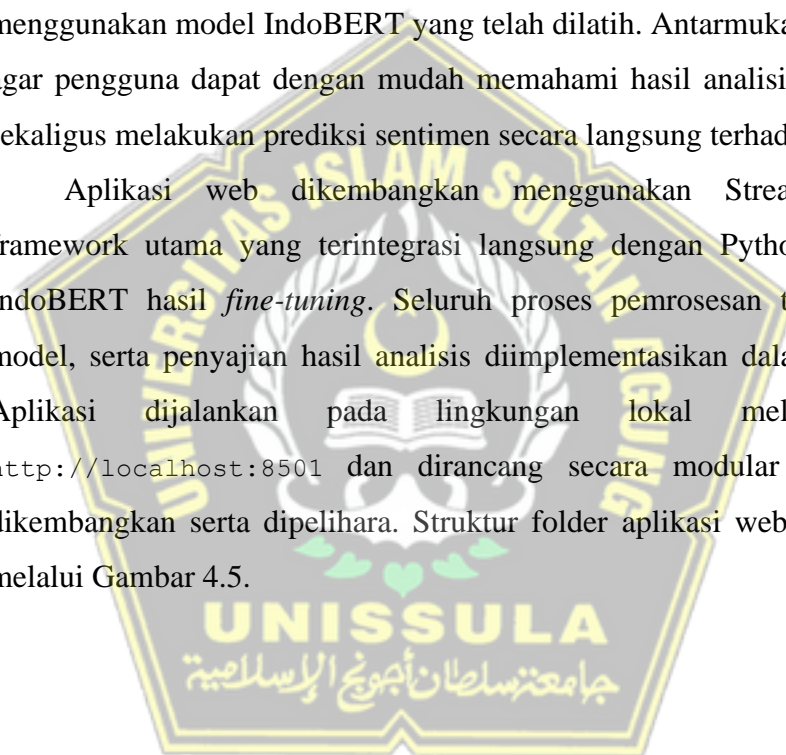
Aplikasi dapat diakses melalui alamat jaringan lokal (*localhost*) dengan format URL `http://127.0.0.1:5050`. Alamat ini bersifat privat dan hanya dapat diakses dari komputer yang sama dengan tempat server dijalankan. Metode ini memberikan fleksibilitas bagi pengembang untuk melakukan modifikasi kode dan melihat hasilnya secara *real-time*, sekaligus memastikan seluruh fungsionalitas, termasuk proses pemanggilan model IndoBERT dan

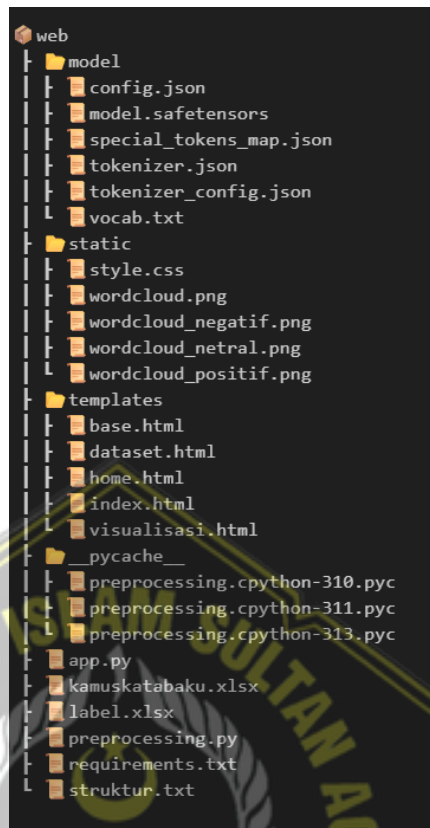
prediksi sentimen, berjalan dengan baik sebelum aplikasi dipublikasikan ke server publik. Pendekatan ini menjadi tahap awal yang penting sebelum proses *deployment* dilakukan ke platform berbasis *cloud* seperti *Render*, *Hugging Face Spaces*, atau *Streamlit Cloud* agar dapat diakses oleh pengguna secara luas.

4.3.4 Hasil Implementasi

Tahap akhir dari studi ini ialah membangun antarmuka web interaktif sebagai media visualisasi dan uji coba hasil analisis sentimen publik menggunakan model IndoBERT yang telah dilatih. Antarmuka ini dirancang agar pengguna dapat dengan mudah memahami hasil analisis opini publik sekaligus melakukan prediksi sentimen secara langsung terhadap teks baru.

Aplikasi web dikembangkan menggunakan Streamlit sebagai framework utama yang terintegrasi langsung dengan Python dan model IndoBERT hasil *fine-tuning*. Seluruh proses pemrosesan teks, inferensi model, serta penyajian hasil analisis diimplementasikan dalam sistem ini. Aplikasi dijalankan pada lingkungan lokal melalui alamat `http://localhost:8501` dan dirancang secara modular agar mudah dikembangkan serta dipelihara. Struktur folder aplikasi web diperlihatkan melalui Gambar 4.5.





Gambar 4. 5 Struktur Folder Aplikasi Web Analisis Sentimen

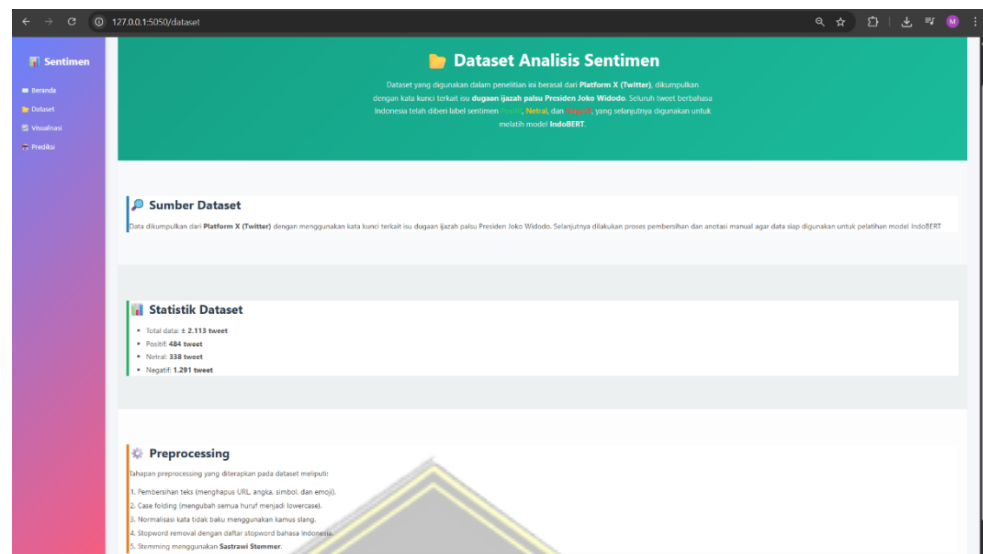
Struktur direktori terdiri dari beberapa komponen utama, antara lain folder `model/` yang berisi file hasil pelatihan IndoBERT, folder `templates/` yang menyimpan file HTML tampilan aplikasi, dan folder `static/` yang berisi berkas gambar dan file gaya (`style.css`). File utama `app.py` mengatur alur logika aplikasi dan pemanggilan model, sedangkan `preprocessing.py` menangani pembersihan teks sebelum dilakukan analisis sentimen.



Gambar 4. 6 Halaman Beranda Aplikasi Analisis Sentimen

Halaman Beranda merupakan tampilan awal aplikasi yang berfungsi sebagai pengantar dan ringkasan penelitian. Pada halaman ini ditampilkan judul aplikasi, tujuan penelitian, latar belakang isu, serta metodologi penelitian yang digunakan. Bagian utama halaman menampilkan informasi mengenai topik analisis, yaitu isu dugaan ijazah palsu Presiden Joko Widodo yang menjadi fokus kajian opini publik di media sosial.

Di sisi kiri terdapat sidebar navigasi berwarna gradasi ungu–merah muda yang berfungsi sebagai menu utama untuk berpindah ke halaman lain, seperti *Dataset*, *Visualisasi*, dan *Prediksi Sentimen*. Desain tampilan mengusung gaya sederhana dan profesional dengan kombinasi warna biru tua pada header dan putih pada konten utama, sehingga memberikan kesan formal namun tetap nyaman dibaca. Tampilan halaman beranda aplikasi diperlihatkan melalui Gambar 4.6.



Gambar 4. 7 Halaman Dataset Analisis Sentimen

Halaman Dataset berguna untuk menyajikan ringkasan dan karakteristik data yang digunakan dalam pelatihan serta evaluasi model IndoBERT. Pada bagian atas halaman terdapat judul besar “Dataset Analisis Sentimen” dengan latar belakang hijau toska yang memberikan kesan informatif dan tegas.

Di bagian konten utama, halaman ini menampilkan tiga subbagian utama, yaitu Sumber Dataset, Statistik Dataset, dan Preprocessing. Subbagian pertama menjelaskan bahwa data diambil dari Platform X (Twitter) menggunakan kata kunci seputar isu dugaan ijazah palsu Presiden Joko Widodo. Subbagian kedua menampilkan jumlah total tweet sebanyak 2.113, dengan rincian 484 tweet positif, 338 netral, dan 1.291 negatif. Data ini disajikan dalam format teks tebal untuk memperkuat visualisasi informasi utama.

Subbagian ketiga menjelaskan tahapan *preprocessing* yang diterapkan terhadap dataset sebelum pelatihan model, termasuk pembersihan teks, *case folding*, normalisasi, *stopword removal*, dan *stemming*. Struktur penyajian halaman ini dibuat berbentuk blok informatif dengan ikon berwarna untuk membedakan tiap bagian, sehingga pengguna dapat memahami alur data dengan cepat. Tampilan halaman dataset dapat dilihat pada Gambar 4.7 berikut.

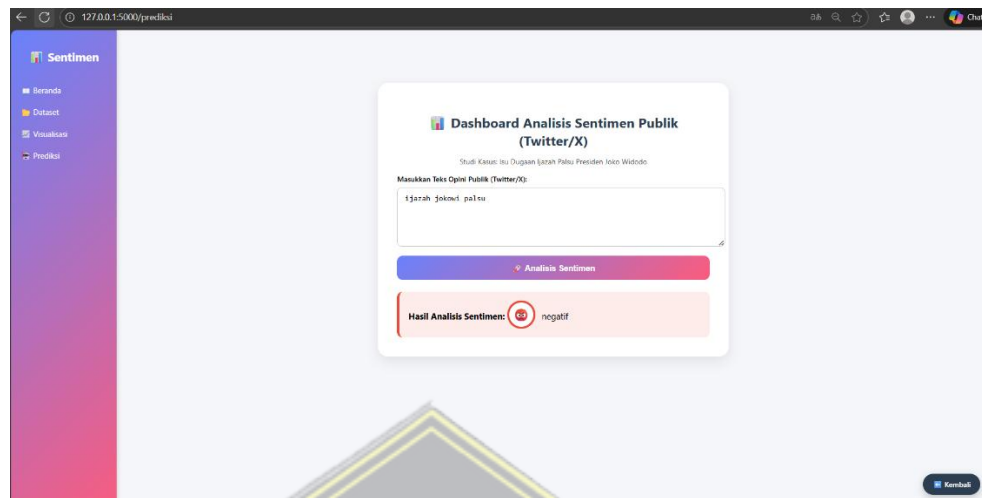


Gambar 4. 8 Halaman Visualisasi Dataset (*Pie Chart* dan *Bar Chart*)

Halaman Visualisasi Dataset dipergunakan dalam menyajikan hasil analisis data yang berbentuk grafik yang mudah dipahami. Visualisasi utama terdiri dari diagram lingkaran (*pie chart*) serta diagram batang (*bar chart*) yang menggambarkan proporsi serta jumlah tweet pada setiap kategori sentimen.

Diagram lingkaran menampilkan pembagian sentimen dengan warna berbeda, hijau untuk positif, kuning untuk netral, dan merah untuk negatif, yang secara visual menunjukkan dominasi opini publik terhadap isu yang dianalisis. Hasil visualisasi menunjukkan bahwa opini publik terhadap isu dugaan ijazah palsu Presiden Joko Widodo didominasi oleh sentimen negatif sebanyak 1.291 tweet (61%), diikuti oleh positif sebanyak 484 tweet (23%), dan netral sebanyak 338 *tweet* (16%).

Selain itu, diagram batang menampilkan jumlah *tweet* untuk tiap kategori dengan skala kuantitatif, sehingga pengguna dapat membandingkan secara proporsional antara kategori satu dengan lainnya. Desain halaman dibuat sederhana dengan latar abu-abu muda agar grafik lebih menonjol dan mudah dianalisis secara visual. Tampilan halaman prediksi ditunjukkan pada Gambar 4.8 berikut.



Gambar 4. 9 Halaman Prediksi Sentimen IndoBERT

Halaman Prediksi Sentimen merupakan fitur utama dari aplikasi ini. Di halaman ini pengguna dapat memasukkan teks opini baru untuk dianalisis secara langsung oleh model IndoBERT. Tampilan halaman terdiri dari *form input teks*, tombol “Analisis Sentimen”, dan area hasil keluaran yang menampilkan hasil analisis model.

Proses prediksi berjalan secara otomatis. Ketika pengguna mengetikkan teks, sistem akan mengeksekusi fungsi *preprocessing* seperti pembersihan teks dan tokenisasi, lalu mengirimkan hasilnya ke model IndoBERT untuk diprediksi. Model menghasilkan tiga probabilitas yang mewakili kategori positif, netral, dan negatif, kemudian sistem memilih hasil dengan nilai probabilitas tertinggi sebagai keluaran akhir.

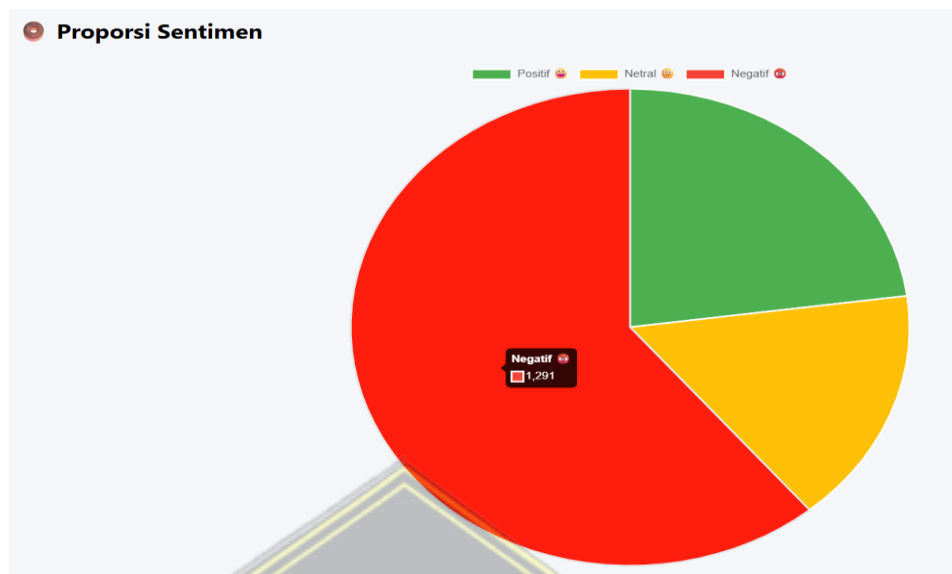
Sebagai contoh, saat pengguna memasukkan teks “Ijazah Jokowi palsu,” sistem mengklasifikasikannya sebagai sentimen negatif. Hasil prediksi ini ditampilkan secara *real-time* dalam kotak hasil berwarna abu muda, lengkap dengan ikon emosi dan label sentimen. Desain halaman menggunakan gradasi warna ungu ke merah muda yang memberi kesan modern, segar, dan menarik. Warna latar belakang berupa putih keabu-abuan membuat tampilan terasa bersih dan minimalis. Untuk menonjolkan fungsi utama halaman, tombol-tombol dan hasil analisis ditampilkan dengan warna yang cerah. Tampilan halaman prediksi ditunjukkan pada Gambar 4.9 berikut.

Implementasi antarmuka web menggunakan *Flask* berhasil mengintegrasikan model IndoBERT hasil pelatihan dengan tampilan visual interaktif. Aplikasi mampu menampilkan dataset, hasil visualisasi, serta melakukan analisis sentimen secara langsung terhadap teks baru. Dengan demikian, sistem ini dapat digunakan sebagai *dashboard* analisis opini publik yang informatif, interaktif, dan mudah digunakan oleh masyarakat umum maupun peneliti.

4.4 Pembahasan Implementasi

Berdasarkan hasil implementasi yang telah dijelaskan, sistem aplikasi web berbasis Streamlit ini berhasil mengintegrasikan model IndoBERT hasil *fine-tuning* dengan antarmuka yang interaktif dan mudah digunakan. Proses analisis sentimen dapat dilakukan secara real-time, dimulai dari input teks oleh pengguna hingga keluaran label sentimen oleh model. Dari sisi fungsionalitas, setiap halaman dalam aplikasi memiliki peran yang saling melengkapi. Halaman Beranda berfungsi sebagai orientasi pengguna dan pengantar konteks penelitian, halaman Dataset memperlihatkan transparansi sumber data serta tahapan pra-pemrosesan, sedangkan halaman Visualisasi menampilkan distribusi hasil analisis yang memperkuat temuan kuantitatif penelitian. Halaman Prediksi Sentimen menjadi bukti penerapan langsung model IndoBERT terhadap teks baru di luar data pelatihan.

Sistem ini juga menunjukkan efisiensi dalam alur kerja karena seluruh proses mulai dari pemrosesan teks hingga inferensi model dijalankan dalam satu file Python terintegrasi tanpa memerlukan server eksternal. Desain modular yang diterapkan membuat sistem ini mudah diperbarui dan dikembangkan untuk skala data yang lebih besar atau penerapan model NLP lainnya. Dari sisi tampilan, antarmuka aplikasi mempergunakan pendekatan *user-centered design* dengan tata letak sederhana, warna lembut, dan navigasi yang intuitif, sehingga mendukung kemudahan penggunaan baik bagi pengguna awam maupun peneliti yang ingin mengeksplorasi hasil model



Gambar 4. 10 Visualisasi Proporsi Sentimen

Visualisasi proporsi sentimen dalam Gambar 4.10 memperlihatkan bahwasanya sentimen negatif mendominasi dengan jumlah sebanyak 1.291 data, diikuti oleh sentimen positif sejumlah 484 data, serta sentimen netral sejumlah 338 data. Hal ini menunjukkan bahwa opini publik terhadap isu dugaan ijazah palsu Presiden Joko Widodo di media sosial didominasi oleh pandangan negatif. Mayoritas pengguna lebih banyak mengekspresikan ketidakpercayaan, kekecewaan, serta kritik terhadap isu tersebut, sedangkan sebagian kecil lainnya menampilkan dukungan atau sikap netral. Hasil ini menandakan bahwa persepsi publik secara umum masih cenderung skeptis terhadap isu yang berkembang di ruang digital.



Gambar 4. 11 Visualisasi Hasil Wordcloud Per Sentimen

Visualisasi *wordcloud* pada Gambar 4.11 menampilkan kata-kata dominan yang muncul pada tiap kategori sentimen, yakni positif, negatif, serta netral. Pada *wordcloud* sentimen negatif, terlihat kata-kata seperti “*ijazah*”, “*palsu*”, “*Jokowi*”, “*Roy*”, “*gugat*”, dan “*hukum*” yang menggambarkan opini publik dengan nada kritik, tuduhan, dan ketidakpercayaan terhadap keaslian ijazah Presiden. Pola ini menunjukkan bahwa sebagian besar perbincangan di media sosial mengandung emosi negatif dan bernuansa politis.

Sebaliknya, pada *wordcloud* sentimen positif, kata-kata seperti “*asli*”, “*percaya*”, “*bukti*”, “*uji*”, dan “*UGM*” menunjukkan adanya opini yang berusaha memberikan klarifikasi dan mempercayai keaslian ijazah Presiden. Sentimen positif ini berasal dari pengguna yang menilai isu tersebut tidak berdasar dan mendukung klarifikasi resmi yang telah dilakukan oleh pihak universitas maupun lembaga hukum. Di samping itu, pada *wordcloud* sentimen netral muncul kata-kata misalnya “*lapor*”, “*sidang*”, “*polisi*”, “*gugat*”, dan “*dokumen*” yang bersifat informatif dan faktual. Sentimen netral ini menggambarkan unggahan yang hanya menyampaikan perkembangan berita atau proses hukum tanpa menunjukkan emosi atau keberpihakan tertentu.

Secara keseluruhan, visualisasi proporsi sentimen dan *wordcloud* menunjukkan bahwa persepsi publik tentang isu dugaan ijazah palsu Presiden Joko Widodo di media sosial didominasi oleh pendapat negatif yang mencerminkan ketidakpercayaan dan kritik, Namun demikian, masih terdapat kelompok opini positif dan netral yang memberikan keseimbangan dalam diskusi publik. Hasilnya menunjukkan bahwa model IndoBERT dapat dengan akurat mengklasifikasikan dan memetakan persepsi publik baik secara kuantitatif dengan menggunakan diagram proporsi maupun secara kualitatif dengan menggunakan *wordcloud*. Oleh karena itu, aplikasi ini berfungsi dengan baik sebagai alat analisis sentimen dan media visualisasi untuk memahami secara menyeluruh kecenderungan opini publik terhadap masalah sosial-politik.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Sesuai hasil penelitian serta analisis yang sudah dilaksanakan terkait *Implementasi Model IndoBERT untuk Analisis Sentimen Publik terhadap Isu Dugaan Ijazah Palsu Presiden Joko Widodo dalam Percakapan di Platform X (Twitter)*, dengan demikian bisa diambil sejumlah simpulan meliputi:

1. Proses pengumpulan data berhasil dilaksanakan melalui *web scraping* menggunakan Twitter API v2 dengan kata kunci “ijazah Jokowi”, “ijazah palsu Presiden”, “ijazah Presiden Joko Widodo”, dan “ijazah palsu Jokowi”. Data mencakup periode waktu 12 Januari 2025 hingga 14 Agustus 2025, menghasilkan 2.262 tweet mentah, yang setelah pembersihan dan seleksi menghasilkan 2.113 tweet berbahasa Indonesia yang relevan dengan topik penelitian.
2. Proses pelabelan sentimen dilaksanakan melalui metode *lexicon-based* yang menggunakan dua kamus leksikon (*positive.csv* dan *negative.csv*) serta disempurnakan melalui koreksi manual menggunakan *hasil_pelabelan_perbaikan.xlsx*. Distribusi sentimen publik menunjukkan 61,1% tweet negatif, 22,9% positif, dan 16% netral, yang berarti opini publik terhadap isu dugaan ijazah palsu Presiden Joko Widodo cenderung bersifat negatif.
3. Tahapan *preprocessing* data yang meliputi *cleaning*, *case folding*, *normalisasi*, *tokenisasi*, *filtering*, serta *stemming* berhasil menghasilkan data teks yang bersih dan terstruktur, siap dipergunakan pada proses pelatihan model IndoBERT.
4. Model IndoBERT-base-p1 yang dipergunakan di studi ini terbukti efektif untuk analisis sentimen teks berbahasa Indonesia. Hasil evaluasi menunjukkan nilai akurasi 91,13%, *precision* 90,50%, *recall* 91,00%, serta *F1-score* 0,91, yang mengindikasikan performa sangat baik dan

seimbang antara presisi serta sensitivitas model terhadap tiap kelas sentimen.

5. Implementasi antarmuka web berbasis *Flask* dan HTML–CSS berhasil mengintegrasikan model IndoBERT ke dalam sistem analisis sentimen yang interaktif. Aplikasi dapat menampilkan dataset, hasil visualisasi berupa *pie chart*, *bar chart*, dan *wordcloud*, serta melakukan prediksi sentimen terhadap teks baru secara langsung. Hal ini membuktikan bahwa model IndoBERT bukan saja efektif secara teknis, tapi juga bisa diimplementasikan dalam bentuk aplikasi yang informatif serta mudah digunakan.

Secara keseluruhan, studi ini memperlihatkan bahwasanya model IndoBERT bisa dipergunakan secara efektif untuk memahami persepsi publik terhadap isu sosial-politik di Indonesia, khususnya dalam menganalisis opini masyarakat di media sosial berbahasa Indonesia yang bersifat tidak formal dan dinamis.

5.2 Saran

Merujuk pada temuan studi yang sudah didapatkan, penulis memberi sejumlah saran yang besar harapannya bisa dijadikan bahan pertimbangan untuk penelitian berikutnya, yakni:

1. Pengembangan model dan dataset: Penelitian berikutnya dapat menggunakan dataset yang lebih besar serta bervariasi dari berbagai periode waktu serta platform media sosial lain misalnya Instagram, YouTube, atau TikTok, supaya hasil analisis lebih representatif terhadap opini publik nasional.
2. Penyempurnaan pelabelan data: Pelabelan dapat dilakukan dengan metode semi-supervised learning atau menggunakan model *zero-shot classification* untuk mengurangi potensi bias subjektif pada proses labeling manual.
3. Peningkatan arsitektur model: Dapat dilakukan eksperimen lanjutan dengan model *transformer* varian lain seperti IndoBERTtweet,

IndoRoBERTa, atau XLNet-Bahasa untuk membandingkan kinerja model terhadap dataset yang sama.

4. Optimasi antarmuka aplikasi: Pengembangan antarmuka web dapat diarahkan ke versi online berbasis *Streamlit Cloud* atau *HuggingFace Spaces* agar aplikasi dapat diakses publik secara langsung dan mendukung analisis *real-time*.
5. Analisis konteks lanjutan: Penelitian lanjutan dapat menambahkan analisis topik (*topic modeling*) atau analisis temporal untuk memetakan perubahan opini publik terhadap isu tertentu dari waktu ke waktu.



DAFTAR PUSTAKA

- Ahmad, A., dan Gata, W. (2022). Sentimen Analisis Masyarakat Indonesia di Twitter Terkait Metaverse dengan Algoritma Support Vector Machine. *Jurnal JTik (Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi)*, 6(4), 548–555. <https://doi.org/10.35870/jtik.v6i4.569>
- Al-Faruq, U. A. A. (2021). Implementasi Arsitektur Transformer pada Image Captioning dengan Bahasa Indonesia. *Automata*.
- Ansar, W., Goswami, S., dan Chakrabarti, A. (2024). *A Survey on Transformers in NLP with Focus on Efficiency*. 1–31. <http://arxiv.org/abs/2406.16893>
- Apandie, C. (2021). Konstruksi edukasi bagi warga negara muda pada akun media sosial Twitter @asumsico. *Jurnal Kewarganegaraan*, 5(1), 21–29. <https://doi.org/10.31316/jk.v5i1.1291>
- Ariansyah, A., dan Indahyanti, U. (2024). *Fitur Ekstraksi pada Pemodelan Topik Menggunakan Metode Latent Dirichlet Allocation pada Peristiwa Kebocoran Data*. 2, 1–24.
- Cipta, S. P., dan Adini, M. H. (2024). *Analisis Sentimen pada Aplikasi Pinjaman Online EasyCash Menggunakan Algoritma Naïve Bayes di Media Sosial Twitter*. 7(4), 981–988.
- Dharmawan, S., Mawardi, V. C., dan Perdana, N. J. (2023). Klasifikasi Ujaran Kebencian Menggunakan Metode FeedForward Neural Network (IndoBERT). *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi*, 11(1), 1–6. <https://doi.org/10.24912/jiksi.v11i1.24066>
- Elvika Alya Junita, R. R. S. (2024). Analisis Sentimen Hate Speech Mengenai Calon Wakil Presiden Indonesia Menggunakan Algoritma BERT. *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, 8(3), 1–13.
- Fatra, E., Tri, T., Manguma, F., Bisnis, F., Sosial, T., Studi, P., Informatika, T., Bisnis, F., Sosial, T., Madani, U. A., dan Joko, P. (2024). *Analisis Framing Berita Metro Tv (Studi Kasus : Netralitas Presiden Joko Widodo Dalam Pemilihan Calon Presiden 2024-2029 Di Indonesia)*. 2(1), 1–12.
- Haviana, S. F. C., dan Poetro, B. S. W. (2022). Deep Learning Model for Sentiment

- Analysis on Short Informal Texts. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Informatics*, 10(1), 82–89.
<https://doi.org/10.52549/ijeei.v10i1.3181>
- Kominfo. (2023). *Siaran pers No. 49/HM/KOMINFO/04/2023 tentang tingkatan literasi digital sektor pemerintahan lewat ASN makin cakap digital*. Kementerian Komunikasi dan Informatika Republik Indonesia.
<https://www.komdigi.go.id/berita/siaran-pers/detail/siaran-pers-no-49-hm-kominfo-04-2023-tentang-tingkatkan-literasi-digital-sektor-pemerintahan-lewat-asn-makin-cakap-digital>
- MAFINDO. (2023). *Hoaks Pemilu Naik 2x Lipat, Ganggu Demokrasi Indonesia*. Gatra.com. <https://www.gatra.com/news-591850-politik-mafindo-hoaks-pemilu-naik-2x-lipat-ganggu-demokrasi-indonesia.html>
- Merinda Lestandy, Abdurrahim Abdurrahim, dan Lailis Syafa'ah. (2021). Analisis Sentimen Tweet Vaksin COVID-19 Menggunakan Recurrent Neural Network dan Naïve Bayes. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 5(4), 802–808. <https://doi.org/10.29207/resti.v5i4.3308>
- Mori Hovipah, M. H., Hearani, E., Jasril, J., dan Syafria, F. (2023). Klasifikasi Clickbait Menggunakan Transformers. *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)*, 4(1), 172–181.
<https://doi.org/10.37859/coscitech.v4i1.4713>
- Mubaraq, M. F., dan Maharani, W. (2022). Sentiment Analysis on Twitter Social Media towards Climate Change on Indonesia Using IndoBERT Model. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 6(4), 2426.
<https://doi.org/10.30865/mib.v6i4.4570>
- Mujahidin, S., Hasyim, M. N., dan Pratama, B. M. (2022). Implementasi Analisis Sentimen Opini Publik Mengenai Sirkuit Internasional Mandalika Pada Twitter Menggunakan Metode Multinomial Naïve Bayes Classifier. *Bianglala Informatika*, 10(2), 129–136.
<https://doi.org/10.31294/bi.v10i2.13544>
- Nofiyanti, E., dan Oki Nur Haryanto, E. M. (2021). Analisis Sentimen terhadap Penanggulangan Bencana di Indonesia. *Jurnal Ilmiah SINUS*, 19(2), 17.

<https://doi.org/10.30646/sinus.v19i2.563>

- Normawati, D., dan Prayogi, S. A. (2021). Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter. In *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)* (Vol. 5, Nomor 2).
- Nurfitri, W., dan Chowanda, A. (2024). Analisis Sentimen Pada Kasus Positif Covid-19 Berdasarkan Pemberitaan Media Di Indonesia Menggunakan Indobert. *Progresif: Jurnal Ilmiah Komputer*, 20(1), 580. <https://doi.org/10.35889/progresif.v20i1.1897>
- Pahtoni, T. Y., dan Jati, H. (2024). Analisis Sentimen Data Twitter Terkait Chatgpt Menggunakan Orange Data Mining. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 11(2), 329–336. <https://doi.org/10.25126/jtiik.20241127276>
- Pandiangan, L. R. (2024). Analisis Sentimen Para Kandidat Pilpres 2024 dengan Model Bahasa BERT. 13(November), 253–261.
- Pradana, H. Y., Slamet, I., dan Zukhronah, E. (2023). Analisis Sentimen Kinerja Pemerintahan Menggunakan Algoritma Nbc, Knn, Dan Svm. *Prosiding Simposium Nasional Multidisiplin (SinaMu)*, 4, 114. <https://doi.org/10.31000/sinamu.v4i1.7869>
- Purba, R., Waskita, A., dan Makshun, M. (2024). Analisis sentimen opini debat calon presiden dengan menggunakan classifier machine learning (studi kasus: pada data Twitter 2024). *Infotech: Journal of Technology Information*, 10, 221–232. <https://doi.org/10.37365/jti.v10i2.300>
- Putra, T. I. Z. M., Suprpto, S., dan Bukhori, A. F. (2022). Model Klasifikasi Berbasis Multiclass Classification dengan Kombinasi Indobert Embedding dan Long Short-Term Memory untuk Tweet Berbahasa Indonesia. *Jurnal Ilmu Siber dan Teknologi Digital*, 1(1), 1–28. <https://doi.org/10.35912/jisted.v1i1.1509>
- Putri, D. I., Alfian, A. N., Putra, M. Y., dan Mulyo, P. D. (2024). IndoBERT Model Analysis: Twitter Sentiments on Indonesia's 2024 Presidential Election. *Journal of Applied Informatics and Computing*, 8(1), 7–12. <https://doi.org/10.30871/jaic.v8i1.7440>
- Radillah, T., Veza, O., dan Defit, S. (2024). Analisis perbandingan model BERT

dan XLNet untuk klasifikasi tweet bully pada Twitter. *11*(6), 1371–1376.
<https://doi.org/10.25126/jtiik.2024119096>

- Razaq, E. R. M., Jacob, D. W., dan Hamami, F. (2021). Analisis Sentimen Kepuasan Mahasiswa Terhadap Pembelajaran Online Selama Pandemi Covid-19 Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Perbandingan Algoritma Klasifikasi. *e-Proceeding of Engineering*, *8*(5), 9000.
- Rendragraha, A. D., Bijaksana, M. A., dan Romadhony, A. (2021). Pendekatan Metode Transformers untuk Deteksi Bahasa Kasar dalam Komentar Berita Online Indonesia. *e-Proceeding of Engineering*, *8*(2), 3385–3395.
- Riyandona, S. A., Rahaningsih, N., Dana, R. D., dan Cirebon, K. (2025). Implementasi Model Analisis Sentimen terhadap Grup Musik BTS Menggunakan Metode Naïve Bayes. *13*(1).
- Roihan, A., Atmojo, T. T., Wardoyo, R. A., dan Saputra, M. S. T. (2025). Sentiment Analysis of Twitter Data on the 2024 Indonesian Presidential Election Using BERT. *18*(1), 28–34.
- Salsabila, S. M., Alim Murtopo, A., dan Fadhilah, N. (2022). Analisis Sentimen Pelanggan Tokopedia Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier. *Jurnal Minfo Polgan*, *11*(2), 30–35. <https://doi.org/10.33395/jmp.v11i2.11640>
- Savero, J. E., Pranatawijaya, V. H., dan Christian, E. (2024). Analisis Sentimen Pengguna Media Sosial X terhadap Perubahan Harga Bitcoin: Pendekatan Machine Learning. *KONSTELASI: Konvergensi Teknologi dan Sistem Informasi*, *4*(1), 196–208. <https://doi.org/10.24002/konstelasi.v4i1.9043>
- Syah, H., dan Witanti, A. (2022). Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Vaksinasi Covid-19 Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (Svm). *Jurnal Sistem Informasi dan Informatika (Simika)*, *5*(1), 59–67. <https://doi.org/10.47080/simika.v5i1.1411>
- Syifa, N., Nugraha, B., dan Zulfadhilah, M. (2024). Online Analisis Sentimen pada Pemilihan Umum Presiden di Kota Banjarmasin 2024. *7*(6), 1511–1519.
- Tandijaya, J. H., Liliana, dan Sugiarto, I. (2021). Klasifikasi dalam Pembuatan Portal Berita Online dengan Menggunakan Metode BERT. *Jurnal Infra*, *09*(02), 320–325.

- Utami, W. W., dan Darmaiza, D. (2020). Hate Speech, Agama, dan Kontestasi Politik di Indonesia. *Indonesian Journal of Religion and Society*, 2(2), 113–128. <https://doi.org/10.36256/ijrs.v2i2.108>
- Wenando, F. A., Hayami, R., dan Anggrawan, A. J. (2020). Analisis Sentimen Pada Pemerintahan Terpilih Pada Pilpres 2019 Ditwitter Menggunakan Algoritme Naïvebayes. *JURTEKSI (Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi)*, 7(1), 101–106. <https://doi.org/10.33330/jurtekxi.v7i1.851>
- Wijaya, K. A., Romadhony, A., dan Richasdy, D. (2023). Implementasi Model IndoBERT pada Dashboard Sentimen Media Sosial (Studi Kasus Universitas XYZ). *eProceedings of Engineering*, 10(4), 3910–3926. <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/20853%0Ahttps://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/download/20853/20321>
- Yazid, A. S., dan Winarko, E. (2023). Fine-Tuning BERT untuk Menangani Ambiguitas Pada POS Tagging Bahasa Indonesia. *Jurnal Linguistik Komputasional (JLK)*, 6(2), 57–64. <https://doi.org/10.26418/jlk.v6i2.148>
- Yuniar, E., Utsalinah, D. S., dan Wahyuningsih, D. (2022). Implementasi Scrapping Data Untuk Sentiment Analysis Pengguna Dompot Digital dengan Menggunakan Algoritma Machine Learning. *Jurnal Janitra Informatika dan Sistem Informasi*, 2(1), 35–42. <https://doi.org/10.25008/janitra.v2i1.145>
- Yusrizal, M., dan Sasongko, T. B. (2024). Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Presiden dan Calon Presiden Terpilih 2024 Menggunakan Naïve Bayes. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 8(3), 1673. <https://doi.org/10.30865/mib.v8i3.7882>