ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

DASHBOARD ANALISIS SENTIMEN ULASAN GOOGLE MAPS PERGURUAN TINGGI DI BALI BERBASIS INDOBERT

I Made Pradnyananda Kevin Arnawa✉, Putu Manik Prihatini, Yessi Aprilia Waluyo
Teknologi Rekayasa Perangkat Lunak, Politeknik Negeri Bali, Badung, Indonesia
Email: kevin1arnawa@gmail.com

DOI: https://doi.org/10.46880/jmika.Vol10No2.pp535-542

ABSTRACT

Public opinions shared on the Google Maps platform factually reflect the reputation and service quality of higher education institutions in Bali Province. However, manually analyzing thousands of reviews is time-consuming and potentially subjective. Therefore, this research focuses on developing a web-based system equipped with an interactive visual dashboard to computerize the categorization and comparison of review sentiments. The text classification process is built using the IndoBERT (Indonesian Bidirectional Encoder Representations from Transformers) deep learning architecture, which sorts opinions into positive or negative sentiments before presenting them on the web interface. Algorithm performance evaluation shows that IndoBERT is reliable, achieving an accuracy rate of 82.18% and a sensitivity (recall) of 91.90%. The modeling output is visualized dynamically through a dashboard, enabling institutions and prospective students to monitor campus sentiments more efficiently, objectively, and precisely.

Keyword: Sentiment Analysis, IndoBERT, Dashboard, Web Application, Google Maps.

ABSTRAK

Reputasi dan mutu layanan institusi pendidikan tinggi di Provinsi Bali dapat tercermin secara faktual melalui opini publik yang dibagikan pada platform Google Maps. Kendati demikian, menelaah ribuan ulasan secara manual memakan waktu yang lama dan berpotensi menimbulkan bias subjektivitas. Oleh karena itu, riset ini berfokus pada pengembangan sistem berbasis web yang dilengkapi dashboard visual interaktif untuk mengkategorikan serta mengkomparasi sentimen ulasan secara terkomputerisasi. Proses klasifikasi teks dibangun menggunakan arsitektur deep learning IndoBERT (Indonesian Bidirectional Encoder Representations from Transformers) yang bertugas memilah opini menjadi sentimen positif maupun negatif sebelum disajikan pada antarmuka web. Evaluasi performa algoritma menunjukkan bahwa IndoBERT terbukti andal dengan perolehan tingkat akurasi sebesar 82,18% dan sensitivitas (recall) mencapai 91,90%. Output dari pemodelan ini divisualisasikan secara dinamis melalui dashboard, sehingga memungkinkan pihak institusi maupun calon mahasiswa untuk memantau sentimen kampus dengan lebih efisien, objektif, dan presisi.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, IndoBERT, Dashboard, Aplikasi Web, Google Maps.

PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi informasi, khususnya layanan berbasis geolokasi, telah memfasilitasi masyarakat untuk secara leluasa membagikan ulasan di ruang digital. Dalam lingkup akademik, Google Maps menjadi salah satu medium utama bagi pengguna untuk memberikan penilaian terhadap infrastruktur maupun kualitas layanan perguruan tinggi. Platform ini dipilih karena data yang dihasilkan bersumber dari pengalaman pengunjung di lokasi fisik, menjadikannya parameter yang lebih faktual dibandingkan tren opini di media sosial yang mudah berubah. Walaupun kumpulan ulasan ini sangat berharga sebagai rujukan calon mahasiswa baru, proses penarikan kesimpulan dengan membandingkan ratusan hingga ribuan teks ulasan secara manual dinilai tidak praktis. Oleh sebab itu, eksistensi perangkat lunak otomatis yang dapat mengekstraksi dan meringkas opini publik ke dalam bentuk visual yang intuitif menjadi sebuah urgensi (Musthafa et al., 2025), (Wahyuni et al., 2024).

Pada bidang *Natural Language Processing* (NLP), penggunaan arsitektur *deep learning* berbasis *Transformer* seperti model *IndoBERT* telah dimanfaatkan secara luas dalam menangkap konteks semantik dan memproses ragam bahasa gaul di Indonesia. Namun, tantangan utama dalam implementasi analisis sentimen sering kali terletak pada kualitas dan proporsi dataset. Observasi awal pada penelitian ini menunjukkan bahwa himpunan ulasan kampus di Provinsi Bali memiliki kuantitas yang relatif terbatas dan didominasi oleh opini positif, sehingga memicu kondisi ketidakseimbangan kelas (*imbalanced*

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

data). Apabila sebuah algoritma klasifikasi dilatih hanya dengan mengandalkan data yang bias dan minim, risiko terjadinya kesalahan generalisasi prediksi serta penurunan nilai akurasi akan semakin tinggi (Koto et al., 2020), (A'la, 2025).

Berdasarkan tinjauan literatur terdahulu, kajian komputasi opini pada domain Google Maps umumnya masih berfokus pada evaluasi akurasi model sekuensial di balik layar tanpa menyediakan media akses interaktif bagi publik (Atmojo et al., 2025), (Yahya et al., 2025). Di sisi lain, pemanfaatan kerangka visual seperti Streamlit sering kali hanya berfokus pada penyajian data statistik numerik yang statis (Wahyuni et al., 2024). Menjawab kesenjangan penelitian (research gap) tersebut, kebaruan serta tujuan utama penelitian ini adalah mengintegrasikan model fine-tuning IndoBERT dinamis dengan skema partisi korpus skala nasional dan regional (Nuryadi et al., 2025), yang dikemas ke dalam aplikasi web dashboard interaktif untuk membandingkan reputasi empat PTN di Provinsi Bali.

Luaran prediksi sentimen tersebut diwujudkan menjadi antarmuka visual yang bersifat publik tanpa keharusan autentikasi (*login*), serta didukung oleh fitur penyaringan waktu. Pengujian kelayakan sistem dieksekusi secara komprehensif melalui tiga tingkatan utama: evaluasi keandalan klasifikasi model menggunakan *confusion matrix* (*AI-level*), validasi fungsionalitas antarmuka melalui metode *Black Box Testing* (*Software Level*), serta pengujian metrik kinerja komputasi aplikasi (*Performance Level*) (Wirayudha et al., 2025). Pendekatan *multi-level* ini diharapkan mampu menghasilkan instrumen evaluasi reputasi institusi pendidikan yang valid secara ilmiah, tangguh secara sistem, dan mudah diakses secara *real-time*.

TINJAUAN PUSTAKA

Analisis Sentimen Dan *Preprocessing* Teks

Text mining melalui *Natural Language Processing* (NLP) berperan mengekstraksi opini tak terstruktur menjadi representasi vektor numerik yang dapat dikomputasi oleh mesin pengklasifikasi sentimen (Koto et al., 2020), (Merdiansah & Ali Ridha, 2024). Karena data opini dari platform publik seperti Google Maps rentan memiliki derau (*noise*) yang masif, *preprocessing* leksikal dijalankan melalui tahap *cleaning*, *case folding*, serta normalisasi singkatan informal agar sesuai dengan kaidah tata bahasa (Atmojo et al., 2025). Berbeda dengan pemrosesan teks konvensional, tahapan *stemming* dan penghapusan *stopword* sengaja ditiadakan guna menjaga keutuhan struktur sintaksis agar konteks kalimat aslinya tetap dapat ditangkap secara optimal oleh arsitektur Transformer (Devlin et al., 2019).

Arsitektur *Transformer* Dan Model *Indobert*

Arsitektur Transformer memproses data teks mengandalkan mekanisme *self-attention* tanpa bergantung pada jaringan rekurensi konvensional (Vaswani et al., 2017). Mekanisme ini memproyeksikan vektor masukan menjadi tiga matriks utama *Query* (Q), *Key* (K), dan *Value* (V) untuk mengalkulasi bobot perhatian kontekstual melalui rumusan *scaled dot-product attention* pada Persamaan 1.

$$Attention\,(Q,K,V) = softmax(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}})V \quad (1)$$

Sementara itu, *IndoBERT* merupakan varian *pre-trained BERT* yang telah dilatih menggunakan korpus bahasa Indonesia berskala besar (Koto et al., 2020). Untuk mengadaptasi representasi semantik model dasar tersebut ke dalam domain ulasan pendidikan tinggi, arsitektur ini melalui tahap *fine-tuning* dengan melatih kembali parameter bobotnya secara iteratif menggunakan dataset spesifik riset.

Metrik Evaluasi Dan Pengujian Sistem

Kinerja model kecerdasan buatan dalam memprediksi polaritas sentimen diukur secara kuantitatif menggunakan *Confusion Matrix*. Matriks ini memetakan perbandingan silang antara label hasil tebakan model dengan label aktual dari data uji untuk menghasilkan empat parameter dasar, yaitu *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN) (Jazuli et al., 2024). Pemetaan nilai persilangan tersebut disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Rancangan confusion matrix

Kelas Aktual	Prediksi Positif	Prediksi Negatif
Aktual Positif	*True Positive* (TP)	*False Negative* (FN)
Aktual Negatif	*False Positive* (FP)	*True Negative* (TN)

Berdasarkan nilai pemetaan pada Tabel 1, tingkat keberhasilan klasifikasi dihitung menggunakan metrik akurasi (*accuracy*) dan sensitivitas (*recall*) (A'la, 2025). Akurasi mengukur persentase ketepatan prediksi model secara keseluruhan terhadap total data uji, yang dirumuskan melalui Persamaan 2. Sementara itu, *recall* mengukur persentase kemampuan model dalam mengenali kembali seluruh data yang secara

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

aktual bernilai positif, seperti yang dinyatakan dalam Persamaan 3.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2)$$

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

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (4)$$

$$F1\text{-}Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (5)$$

Selain pengujian pada tingkat model, pengujian fungsionalitas antarmuka perangkat lunak dilakukan menggunakan metode *Black Box Testing* (Musthafa et al., 2025). Metode ini berfokus pada evaluasi keluaran aplikasi berdasarkan skenario masukan tertentu untuk memvalidasi stabilitas interaksi pengguna pada antarmuka dashboard berbasis web.

Studi Terkait

Beberapa penelitian terdahulu telah menerapkan metode komputasi untuk analisis opini pada platform digital. Penelitian yang dilakukan oleh Yahya dkk. (2025) memanfaatkan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan SMOTE untuk menganalisis ulasan Google Maps, namun model sekuensial tersebut ditemukan masih rentan terhadap variasi teks yang tidak terstruktur (Yahya et al., 2025). Untuk meningkatkan pemahaman konteks semantik, Atmojo dkk. (2025) mengimplementasikan arsitektur *IndoBERT* yang terbukti sangat akurat, meskipun pengujiannya masih terbatas pada evaluasi algoritma di latar belakang tanpa menyediakan antarmuka interaktif bagi pengguna publik (Atmojo et al., 2025). Selanjutnya, penelitian oleh Wirayudha dkk. (2025) berfokus pada proses *fine-tuning IndoBERT* untuk mengoptimalkan akurasi ulasan, namun belum menerapkan strategi pemisahan wilayah dataset secara spesifik untuk tahap pelatihan dan implementasi akhir (Wirayudha et al., 2025). Di sisi lain, pemanfaatan kerangka kerja *Streamlit* untuk membangun *dashboard* visual interaktif telah dibuktikan oleh Wahyuni (2024), tetapi tingkat implementasinya masih berfokus pada penyajian data statistik numerik yang bersifat statis (Wahyuni et al., 2024). Kontribusi kebaruan dari penelitian ini terletak pada integrasi model *fine-tuning IndoBERT* dinamis dengan strategi pemisahan dataset skala nasional dan regional, yang dikemas secara utuh ke dalam aplikasi *web dashboard* visualisasi interaktif untuk membandingkan sentimen perguruan tinggi di Provinsi Bali. Secara pemetaan komparatif, posisi kebaruan metodologis riset ini terhadap rujukan literatur terdahulu divisualisasikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Pemetaan kontribusi kebaruan dengan riset terdahulu

Penelitian	Sumber Data	Algoritma Utama	Implementasi Dashboard	Komparasi Antar Kampus
(Yahya dkk., 2025)	Ulasan Google Maps	*LSTM*	Tidak	Tidak
(Atmojo dkk., 2025)	Ulasan Google Maps	*IndoBERT*	Tidak	Tidak
(Wirayudha dkk., 2025)	Ulasan Google Play Store	*IndoBERT*	Tidak	Tidak
(Wahyuni, 2024)	Data Statistik BPS	Visualisasi Statis	Ya	Tidak
Penelitian Ini	Ulasan Google Maps PTN Bali	*IndoBERT*	Ya	Ya

METODE PENELITIAN

Akuisisi Data dan Ruang Lingkup

Studi ini mengintegrasikan jenis penelitian terapan dan pengembangan perangkat lunak. Pengumpulan data dieksekusi menggunakan teknik *web scraping* pada rentang observasi Januari hingga Desember 2025, yang berhasil menghimpun 4.200 ulasan mentah dari platform Google Maps. Sampel ulasan latih ditarik secara spesifik (*purposive sampling*) dari tujuh institusi pendidikan nasional dengan aktivitas digital tertinggi (Universitas Indonesia, Universitas Gadjah Mada, Universitas Brawijaya, Universitas Padjadjaran, Universitas Sebelas Maret, Universitas Negeri Yogyakarta, dan Telkom University). Sementara itu, ruang lingkup implementasi komparasi *dashboard* diisolasi khusus pada empat perguruan tinggi di Provinsi Bali, yaitu Universitas Udayana, Politeknik Negeri Bali, Universitas Pendidikan Ganesha, dan Institut Seni Indonesia Denpasar.

***Preprocessing* Data dan Partisi Dataset**

Tahapan *preprocessing* diawali dengan penyaringan ulasan tanpa teks, pembersihan derau (*cleaning*), *case folding*, dan normalisasi leksikal. Anotasi kelas target dipetakan secara dikotomis berpatokan pada skor bintang; bintang 4–5 dikategorikan sebagai sentimen Positif, sedangkan bintang 1–2 sebagai sentimen Negatif. Ulasan

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

berbintang 3 dieliminasi guna menghindari distorsi kelas netral pada model klasifikasi biner. Peneliti melakukan validasi semantis silang (*sanity check*) secara acak terhadap 15% sampel tersaring untuk memastikan ketepatan korelasi antara skor bintang dengan teks opini. Proses ini menghasilkan 2.016 himpunan data ulasan final. Dataset tersebut ditokenisasi menggunakan algoritma *WordPiece*, lalu dipartisi via *stratified random sampling* dengan rasio 80% data latih (1.612 ulasan) dan 20% data uji (404 ulasan).

Pemodelan Kecerdasan Buatan

Proses klasifikasi dieksekusi melalui pelatihan ulang (*fine-tuning*) arsitektur *IndoBERT* menggunakan spesifikasi parameter tetap agar penelitian dapat direplikasi (*reproducible*): *optimizer AdamW* dengan *weight decay* 0.01, *linear learning rate scheduler*, *max sequence length* 128 token, serta *random seed* bernilai 42. Penentuan bobot klasifikasi paling optimal dicari dengan mengeksplorasi kombinasi variasi *learning rate* (2e-5, 3e-5, 5e-5), *batch size* (16, 32), serta siklus *epoch* (3, 4, dan 5). Rincian skenario nilai uji parameter tersebut dijabarkan pada Tabel 3.

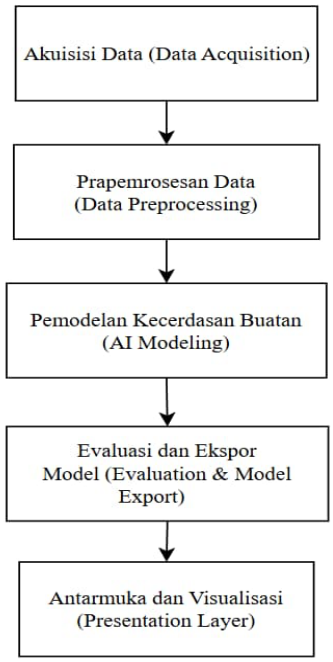
Tabel 3. Skenario Pengujian Parameter Model *IndoBERT*

Hyperparameter	Skenario Nilai Uji	Tujuan Eksperimen
Learning Rate	2e-5, 3e-5, 5e-5	Ukuran langkah matematis algoritma optimasi
Batch Size	16, 32	Jumlah sampel teks ulasan dalam satu iterasi
Epoch	3, 4, 5	Jumlah siklus pelatihan model pada data

Evaluasi dan Ekspor Model

Validasi performa prediksi model dianalisis secara objektif terhadap 404 baris data uji (*test set*) menggunakan pengujian silang *confusion matrix*. Parameter keberhasilan diukur melalui empat metrik matematis utama, yakni akurasi (*accuracy*), presisi (*precision*), sensitivitas (*recall*), dan *F1-score*. Setelah bobot klasifikasi terbaik tercapai dan terbukti terhindar dari kondisi *overfitting*, parameter bobot model *IndoBERT* diekspor secara permanen ke dalam format berkas *Saved Model* yang memiliki ukuran berkas berkisar antara 400–500 MB untuk kebutuhan inferensi di latar belakang.

Alur kerja komputasi dalam penelitian ini dirancang mengikuti kaidah tahapan *Text Mining* yang sistematis seperti diilustrasikan pada Gambar 1.



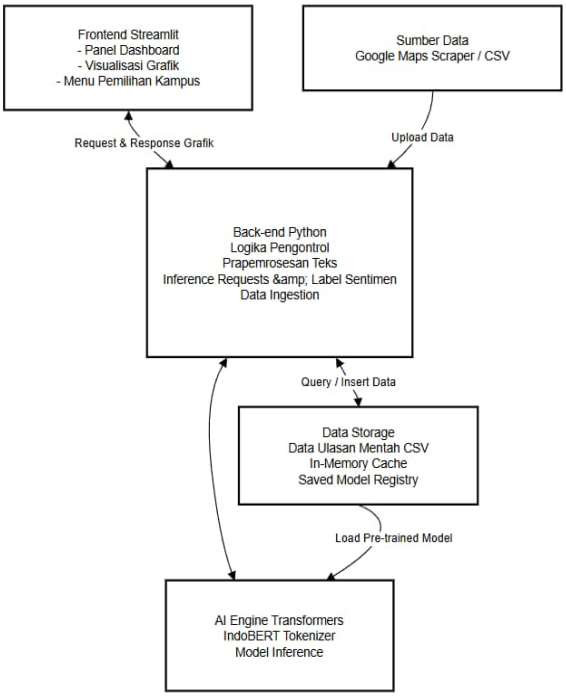
Gambar 1. Diagram Alir Metodologi Penelitian Berbasis *Text Mining*

Antarmuka dan Visualisasi (*Dashboard*)

Lapisan presentasi akhir diwujudkan menjadi aplikasi *dashboard* publik interaktif berbasis *Streamlit* yang tidak memerlukan proses autentikasi. Terkait lingkungan komputasi operasional, sistem dirancang beroperasi pada peladen (*server*) dengan kapasitas RAM minimal 8 GB. Performa sistem dipercepat menggunakan mekanisme penyimpanan sesi (*in-memory cache*) untuk menghindari hambatan (*bottleneck*) saat memuat model berukuran besar. Pengujian fungsionalitas antarmuka divalidasi menggunakan metode *Black Box Testing* dengan menargetkan waktu tunda inferensi (*latency*) di bawah 5 detik. Secara arsitektural, alur komunikasi sistem diilustrasikan pada Gambar 2. Antarmuka *Streamlit* di lapisan depan mengirimkan kueri pilihan kampus menuju *Python* (*backend*). Lapisan pengontrol logika tersebut kemudian memuat dataset CSV yang relevan, mengeksekusi pembersihan teks, lalu meneruskannya ke mesin inferensi *IndoBERT* di latar belakang untuk mendapatkan kalkulasi polaritas opini sebelum dikembalikan ke panel dashboard.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)



Gambar 2. Arsitektur Aplikasi Berbasis *Dashboard*

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil *Preprocessing* dan Distribusi Data

Fase pengumpulan data melalui *web scraping* sukses menghimpun 4.200 ulasan mentah dari *platform* Google Maps, yang bersumber dari perguruan tinggi skala nasional maupun regional Bali. Proses filtrasi awal untuk menyisihkan ulasan tanpa teks (hanya berupa rating bintang) menyusutkan jumlah data menjadi 2.100 ulasan. Selanjutnya, anotasi sentimen dieksekusi secara otomatis berpatokan pada skor bintang; bintang 4 dan 5 direpresentasikan sebagai sentimen positif, sedangkan bintang 1 dan 2 sebagai sentimen negatif. Ulasan berbintang 3 dihapus karena bersifat ambigu. Hasil akhir dari proses penyaringan ini adalah 2.016 baris data ulasan murni. Komposisi dataset final ini memperlihatkan adanya ketidakseimbangan kelas (*imbalanced data*), dengan rincian 1.050 ulasan berlabel positif dan 966 ulasan berlabel negatif. Untuk mengantisipasi bias algoritma terhadap kelas yang lebih dominan saat fase pelatihan, dataset dipartisi menggunakan teknik *stratified random sampling* dengan rasio 80:20. Partisi ini menghasilkan 1.612 data latih untuk memperbarui bobot model dan 404 data uji untuk tahap validasi akhir. Rangkaian *preprocessing leksikal* seperti *cleaning*, *case folding*, dan normalisasi singkatan terbukti esensial dalam menekan tingkat derau (*noise*) dari bahasa gaul tanpa merusak konteks tata bahasa yang akan diproyeksikan oleh arsitektur *Transformer*. Adapun rincian sebaran dari 2.016 himpunan data opini final tersebut pada keempat perguruan tinggi target di Provinsi Bali.

Tabel 4. Distribusi Data Ulasan Perguruan Tinggi di Bali

Institusi	Jumlah Ulasan Tersaring
Universitas Udayana	850
Politeknik Negeri Bali	520
Universitas Pendidikan Ganesha	430
Institut Seni Indonesia Denpasar	216
Total Sampel	2.016

Berdasarkan pemetaan pada Tabel 4, observasi memperlihatkan adanya disparitas volume opini antar institusi di Provinsi Bali. Universitas Udayana mendominasi himpunan data regional dengan sampel terbanyak yakni 850 ulasan (42,16%), diikuti oleh Politeknik Negeri Bali sebanyak 520 ulasan (25,79%), serta Universitas Pendidikan Ganesha sebanyak 430 ulasan (21,33%). Sementara itu, Institut Seni Indonesia Denpasar menyumbang porsi paling sedikit yaitu 216 ulasan (10,71%). Ketimpangan jumlah ulasan antar institusi ini merefleksikan variasi tingkat jejak aktivitas digital masyarakat pada masing-masing kampus, sekaligus mempertegas justifikasi metodologis mengapa teknik stratified random sampling mutlak diperlukan agar bobot evaluasi model tetap adil dan proporsional.

Evaluasi Kinerja Model *IndoBERT*

Proses pelatihan ulang (*fine-tuning*) arsitektur *IndoBERT* dilaksanakan secara iteratif melalui pengujian kombinasi parameter (*hyperparameter tuning*). Tujuan utama dari eksperimen ini adalah mencari titik konvergensi *loss* yang paling stabil pada komputasi *cloud*. Dari keseluruhan skenario kombinasi parameter yang dieksplorasi pada komputasi awan, tiga skenario pengujian yang paling representatif dalam memperlihatkan dinamika konvergensi akurasi disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Eksperimen Tuning *Hyperparameter*

Learning Rate	Batch Size	Epoch	Akurasi Validasi
2e-5	16	3	79.45%
5e-5	32	4	78.12%
3e-5	16	5	82.18%

Mengacu pada Tabel 5, performa klasifikasi paling optimal diperoleh menggunakan *learning rate* 3e-5, *batch size* 16, dan 5 *epoch*. Model terbaik ini kemudian dievaluasi keandalannya secara objektif menggunakan 404 baris data uji yang terisolasi. Hasil prediksi persilangan dari model terhadap data aktual disajikan dalam bentuk *Confusion Matrix* pada Tabel 6.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

Tabel 6. Hasil Confusion Matrix Actual

Kelas Aktual	Prediksi Positif	Prediksi Negatif
Aktual Positif	193 (True Positive)	17 (False Negative)
Aktual Negatif	55 (False Positive)	139 (True Negative)

Berdasarkan matriks pada Tabel 6, kalkulasi kuantitatif menunjukkan bahwa model berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar 82.18%. Kemampuan arsitektur dua arah IndoBERT memperlihatkan sensitivitas (recall) yang sangat dominan dalam mendeteksi opini bersentimen positif, yakni mencapai 91.90%. Hal ini berbanding terbalik dengan nilai presisi yang berada di angka 77.82% akibat tingginya frekuensi False Positive (55 ulasan) dibandingkan False Negative (17 ulasan). Analisis interpretatif terhadap kegagalan prediksi (error analysis) menunjukkan bahwa tingginya angka False Positive dipicu oleh kecenderungan masyarakat Indonesia menyampaikan keluhan menggunakan diksi yang diperhalus atau bersifat sarkasme—misalnya ulasan negatif berbintang 1 yang diawali kalimat "Kampus bagus, fasilitas lengkap, tetapi sayang pelayanan administrasinya sangat lambat". Kehadiran kata positif di awal kalimat tersebut mengelabui bobot semantik model. Sebaliknya, 17 kasus False Negative didominasi oleh ulasan berbintang 5 yang ditulis menggunakan kosakata slang ekstrem, singkatan daerah tak baku, serta kesalahan ketik (typo) masif sehingga vektor kata gagal dipetakan oleh tokenizer. Kendati berhadapan dengan distorsi leksikal tersebut, perolehan F1-score sebesar 84.28% membuktikan bahwa model tetap mampu menjaga kestabilan klasifikasi secara reliabel.

Untuk membuktikan validitas dan keunggulan metode yang diusulkan, performa klasifikasi *IndoBERT* disandingkan secara komparatif dengan studi pembanding (*baseline*) terdahulu pada pemrosesan teks berbahasa Indonesia. Pada pendekatan pembelajaran mesin konvensional berbasis leksikon tunggal, implementasi algoritma *Support Vector Machine* (SVM) umumnya hanya mampu menghasilkan tingkat akurasi pada rentang 72% hingga 75.8% akibat keterbatasannya dalam memindai hubungan semantis antar kata yang berjauhan (Munandar et al., 2023), (Handayani & Zufria, 2023). Sementara itu, pada pendekatan jaringan saraf rekuren sekuensial seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM) yang diterapkan pada data ulasan Google Maps, tingkat akurasi tertinggi yang tercatat berada pada angka 78.4% (Yahya et al., 2025). Superioritas performa *IndoBERT* sebesar 82.18% dalam penelitian ini melampaui kedua *baseline* tersebut. Hal ini secara teoretis dipicu oleh mekanisme *Bidirectional Self-Attention* yang memproyeksikan konteks kalimat secara simetris dari arah kiri dan kanan sekaligus, sehingga model tidak kehilangan makna utuh ketika memproses kalimat ulasan yang panjang, terputus, atau sarat akan diksi informal.

Implementasi *Dashboard* dan Pengujian Perangkat Lunak

Bobot model komputasi yang telah tervalidasi kemudian diunggah ke dalam lingkungan produksi menggunakan kerangka kerja antarmuka *Streamlit. Prototipe* ini dirancang sebagai aplikasi *dashboard* publik interaktif yang mengeksekusi mesin inferensi secara dinamis di latar belakang tanpa memerlukan proses autentikasi. Saat pengguna menavigasikan *menu dropdown* kampus, sistem secara otomatis mengalkulasi sentimen dari dataset ulasan dan mentransformasikannya menjadi wujud visualisasi *pie chart* (rasio polaritas) dan *bar chart* (komparasi statistik antar institusi). Wujud antarmuka aplikasi tersebut diilustrasikan pada Gambar 3.



Gambar 3. Screenshot antarmuka *dashboard* utama *Streamlit*

Fase pengujian validitas perangkat lunak dieksekusi secara komprehensif menggunakan instrumen *Black Box Testing*. Fokus pengujian mencakup responsivitas navigasi *dropdown*, stabilitas tombol eksekusi, kelancaran mekanisme filter waktu, hingga penanganan error saat membaca *file* data yang kosong. Rangkuman hasil pengujian antarmuka disajikan pada Tabel 7.

Tabel 7. Rangkuman Pengujian Fungsionalitas Aplikasi

Skenario Pengujian	Langkah Evaluasi	Hasil yang Diharapkan	Status
Akses URL aplikasi	Memuat tautan via peramban	*Dashboard* dan menu navigasi tampil responsif	Sesuai
Pilihan menu dropdown	Memilih salah satu nama kampus	Sistem membaca berkas dataset	Sesuai

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

		terkait secara cepat	
Mesin inferensi otomatis	Memproses teks ke dalam model	Agregasi label terhitung matematis tanpa crash	Sesuai
Visualisasi grafik reaktif	Meninjau area panel visual	*Pie chart* & *bar chart* terender menyesuaikan data	Sesuai
Penanganan error data	Mengakses opsi tanpa dataset	Menampilkan kotak pesan peringatan dengan aman	Sesuai

Berdasarkan keseluruhan skenario pengujian pada Tabel 7, sistem berhasil mengeksekusi 12 kasus uji fungsionalitas dengan persentase tingkat keberhasilan mencapai 100%. Kelulusan mutlak pada metode pengujian *Black Box* ini memberikan validasi empiris bahwa lapisan presentasi berbasis *Streamlit* mampu mengelola interaksi asinkron secara stabil. Mekanisme penyimpanan sesi di memori (*in-memory cache*) terbukti bekerja efektif dalam mencegah terjadinya kondisi berlomba (*race condition*) maupun kegagalan penyerahan masukan ketika pengguna mengalihkan opsi *dropdown* antar kampus secara cepat. Lebih jauh, keberhasilan penanganan eksekusi skenario ekstrem seperti pemunculan kotak peringatan yang aman saat sistem membaca berkas dataset kosong membuktikan bahwa perangkat lunak telah memenuhi standar keandalan (*software reliability*) dan layak diakses oleh publik secara langsung tanpa memerlukan pengawasan teknis di belakang layar. Lebih lanjut, evaluasi pemantauan utilitas komputasi dilaksanakan untuk memvalidasi batasan kinerja sistem pada produksi berkapasitas RAM 8 GB. Hasil pencatatan pengujian kinerja sistem disajikan pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil pengujian kinerja sistem aplikasi

Parameter Pengujian	Target Toleransi	Hasil Pengukuran	Status
Waktu Respon Inferensi (*Latency*)	< 5,0 detik	1,84 detik	Sesuai
Beban Muat Memori (*RAM Usage*)	< 8,0 GB (*No Crash*)	2,15 GB	Sesuai
Ukuran Berkas Bobot (*Model Size*)	400 - 500 MB	438 MB	Sesuai

Berdasarkan Tabel 8, sistem terbukti beroperasi sangat responsif dengan waktu tunda inferensi rata-rata sebesar 1,84 detik serta alokasi RAM yang stabil di angka 2,15 GB. Kecepatan waktu tanggap komputasi yang berada jauh di bawah ambang batas toleransi 5 detik ini memberikan bukti keandalan arsitektur *Transformer* saat dieksekusi secara asinkron via *Streamlit*. Efisiensi utilitas memori yang hanya memakan ±26,8% dari total kapasitas 8 GB tersebut mempertegas kontribusi kebaruan aplikatif penelitian ini dibandingkan studi terdahulu, yakni keberhasilan mengemas model deep learning berbobot besar ke dalam antarmuka pemantauan reputasi interaktif yang ringan, stabil secara sistem, dan layak diakses langsung oleh publik secara *real-time* tanpa memicu hambatan memori (*Out of Memory*).

KESIMPULAN

Penelitian ini memberikan kontribusi kebaruan aplikatif melalui pengembangan sistem berbasis *web* dengan visualisasi *dashboard* interaktif untuk mengkategorikan dan membandingkan sentimen ulasan Google Maps antar perguruan tinggi di Bali secara otomatis menggunakan arsitektur *IndoBERT*. Evaluasi pengujian memperlihatkan kinerja komputasi yang reliabel dengan tingkat akurasi sebesar 82.18%, sensitivitas (*recall*) mencapai 91.90%, presisi 77.82%, serta *F1-score* 84.28%. Batas konvergensi performa di angka 82% tersebut dipicu oleh tingginya variasi bahasa slang, singkatan tak baku, serta distorsi ejaan pada korpus ulasan. Dari aspek implementasi perangkat lunak, sistem memenuhi seluruh spesifikasi kelayakan dengan kelulusan uji fungsionalitas *Black Box* sebesar 100%, waktu tunda inferensi rata-rata 1,84 detik, serta utilitas memori yang stabil pada peladen berkapasitas RAM 8 GB. Riset selanjutnya direkomendasikan mengintegrasikan modul koreksi ejaan otomatis (*automated spelling correction*) serta mengadopsi pendekatan *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA).

DAFTAR PUSTAKA

A'la, F. Y. (2025). Optimasi Klasifikasi Sentimen Ulasan Game Berbahasa Indonesia: IndoBERT dan SMOTE untuk Menangani Ketidakseimbangan Kelas. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, *9*(1), 256–265. https://doi.org/10.29408/edumatic.v9i1.29666

Atmojo, F. W., Atina, V., & Permatasari, H. (2025). Analisis Sentimen Pelanggan Pada Ulasan Google Maps Restoran Al-Ghiff Steak Menggunakan Model Indobert. *Simtek: Jurnal Sistem Informasi Dan Teknik Komputer, 10*(2).

Devlin, J., Chang, M.W., & Lee, K. (2019). Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *Aclanthology*, 4171–4186.

Handayani, A., & Zufria, I. (2023). Analisis sentimen terhadap bakal capres RI 2024 di twitter

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

menggunakan algoritma SVM. *Journal of Information System Research (Josh)*, *5*(1), 53–63. https://doi.org/10.47065/josh.v5i1.4379

Jazuli, A., Widowati, & Kusumaningrum, R. (2024). Optimizing Aspect-Based Sentiment Analysis Using BERT for Comprehensive Analysis of Indonesian Student Feedback. *Applied Sciences*, *15*(1), 172. https://doi.org/10.3390/APP15010172

Koto, F., Rahimi, A., Lau, J. H., & Baldwin, T. (2020). IndoLEM and IndoBERT: A Benchmark Dataset and Pre-trained Language Model for Indonesian NLP. *COLING 2020 - 28th International Conference on Computational Linguistics, Proceedings of the Conference*, 757–770. https://doi.org/10.18653/V1/2020.COLING-MAIN.66

Merdiansah, R., & Ali Ridha, A. (2024). Analisis Sentimen Pengguna X Indonesia Terkait Kendaraan Listrik Menggunakan IndoBERT. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Sistem Informasi (JIKOMSI*, *7*(1), 221–228.

Munandar, A. A., Farikhin, F., & Widodo, C. E. (2023). Sentimen Analisis Aplikasi Belajar Online Menggunakan Klasifikasi SVM. *JOINTECS (Journal of Information Technology and Computer Science)*, *8*(2), 77. https://doi.org/10.31328/JOINTECS.V8I2.4747

Musthafa, A., Muriyatmoko, D., & Lutfiansah, F. A. (2025). Implementasi Web-based Sentiment Analysis Menggunakan Metode Machine Learning. *Seminar Nasional Inovasi Dan Tren Teknologi Informasi (SINATTI) 2025*.

Nuryadi, D., Metandi, F., Alam Hadiwijaya, N., Zainul Rohman, M., Hartanto, S., & Syafrizal, A., (2025). Fine Tuning Indobert Untuk Analisis Sentimen Pada Ulasan Pengguna Aplikasi Tiket.com di Google Play Store. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, *9*(2), 3577–3583. https://doi.org/10.36040/JATI.V9I2.13204

Vaswani, A., Brain, G., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł., & Polosukhin, I. (2017). Attention is All you Need. *Advances in Neural Information Processing Systems*, *30*.

Wahyuni, E. (2024). Transformasi Data Statistik Menjadi Visual Interaktif Menggunakan Streamlit: Studi Kasus BPS Kota Mojokerto. *Jurnal Kridatama Sains dan Teknologi,*

Wirayudha, A., Murniyati, M., & Rosdiana, R. (2025). Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Access by KAI Pada Google Play Store Menggunakan Metode Indobert. *Portal Riset Dan Inovasi Sistem Perangkat Lunak*, *3*(1), 9–20. https://doi.org/10.59696/PRINSIP.V3I1.69

Yahya, F., & Ratnawati, D. (2025). Analisis Sentimen Ulasan Pengguna dari Google Maps Menggunakan Metode Long-Short Term Memory (Studi Kasus: Rumah Sakit Gatoel *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer, 9*(4), 2548–2964.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.