

## Sentiment Analysis of Service and Facility Satisfaction at Computer Lab of Universitas Bumigora Using Indobert

Eko Mundika<sup>1</sup>, Galih Hendro Martono<sup>2</sup>, Ria Rismayati<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Ilmu Komputer, Fakultas Teknik, Universitas Bumigora, Mataram, 83127, Indonesia

### Informasi Artikel

Diterima : 30 April 2025  
Revisi : 14 Mei 2025  
Publikasi : 20 Juni 2025

### Kata Kunci:

Sentiment Analysis  
Indobert  
Kuesioner

### ABSTRAK

Laboratorium komputer memiliki peran strategis dalam mendukung proses pembelajaran berbasis teknologi di Universitas Bumigora. Untuk memahami sejauh mana layanan dan fasilitas yang tersedia memenuhi harapan mahasiswa, penelitian ini melakukan analisis sentimen terhadap ulasan mahasiswa menggunakan model IndoBERT, sebuah pendekatan *Natural Language Processing* berbasis kecerdasan buatan. Untuk mengklasifikasikan opini menjadi sentimen positif, negatif, dan netral, data dikumpulkan melalui kuesioner yang berfokus pada aspek layanan dan fasilitas laboratorium. Hasil analisis menunjukkan bahwa sentimen dominan positif, yang menandakan bahwa laboratorium komputer umumnya telah memenuhi ekspektasi mahasiswa, terutama dalam mendukung kegiatan praktikum. Model IndoBERT yang digunakan mampu mencapai akurasi sebesar 85%, menunjukkan efektivitasnya dalam mengidentifikasi kecenderungan opini secara andal. Temuan ini memberikan gambaran komprehensif mengenai persepsi mahasiswa, serta menjadi dasar penting bagi pengelola dalam merumuskan strategi peningkatan mutu layanan dan fasilitas laboratorium agar pengalaman belajar yang kondusif dan relevan dapat terus terjaga.

### ABSTRACT

Computer laboratories have a strategic role in supporting the technology-based learning process at Bumigora University. To understand the extent to which the available services and facilities meet students' expectations, this study conducted a sentiment analysis of student reviews using the IndoBERT model, an artificial intelligence-based *Natural Language Processing* (NLP) approach. Data was obtained from a questionnaire focusing on aspects of laboratory services and facilities, then analyzed to classify opinions into positive, negative, and neutral sentiments. The analysis results show the dominance of positive sentiments, indicating that computer laboratories have generally met student expectations, especially in supporting practicum activities. The IndoBERT model used was able to achieve 85% accuracy, demonstrating its effectiveness in reliably identifying opinion trends. These findings provide a comprehensive picture of student perceptions, and serve as an important basis for managers in formulating strategies to improve the quality of laboratory services and facilities so that a conducive and relevant learning experience can be maintained.

This is an open-access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license



\*Penulis Koresponden

Email: [2001010005@universitasbumigora.ac.id](mailto:2001010005@universitasbumigora.ac.id)

Cara sitasi IEEE:

---

E. Mundika, G.H. Martono, dan Ria Rismayti, "sentiment analysis of service and facility satisfaction in bumigora university computer lab using indobert," *Journal of Artificial Intelligence and Software Engineering (J-AISE)*, vol. 5, no. 2, pp. 475-484, Juni 2025. doi: 10.30811/jaise.v5i2.6798

---

## 1. PENDAHULUAN

Dalam era digital seperti saat ini, kepuasan pelanggan merupakan bagian penting dari keberhasilan suatu bisnis. Salah satu cara yang dapat digunakan untuk mengetahui seberapa puas pelanggan adalah dengan mengisi kuesioner. [1]. Kuesioner merupakan alat yang efektif untuk mengumpulkan data dari responden terkait persepsi dan kepuasan mereka terhadap suatu layanan atau produk [2]. Menurut penelitian sebelumnya, kepuasan pelanggan dapat ditingkatkan melalui peningkatan kualitas pelayanan yang diberikan [3]. Serta Menurut penelitian yang dilakukan oleh [4] dengan hasil Studi ini mengungkapkan bahwa baik kualitas pelayanan maupun fasilitas memiliki dampak signifikan terhadap loyalitas pelanggan rumah kost di Surabaya. Melalui pengumpulan data dari 120 responden, analisis menunjukkan bahwa peningkatan dalam kualitas pelayanan sejalan dengan peningkatan loyalitas pelanggan, sedangkan fasilitas yang baik juga berperan dalam memberikan kenyamanan bagi pelanggan, mendorong mereka untuk kembali menggunakan layanan. Temuan ini menekankan pentingnya kedua faktor tersebut dalam strategi bisnis untuk meningkatkan loyalitas pelanggan dan potensi keuntungan perusahaan.

Analisis sentimen merupakan suatu proses untuk mengidentifikasi, mengeluarkan, dan menggolongkan pandangan mengenai suatu hal. Analisis sentimen mencakup pendapat yang diungkapkan oleh pengguna internet untuk dikumpulkan dan dianalisis. Analisis sentimen berbentuk teks dan dapat digolongkan sebagai sentimen positif, negatif, atau netral [5]. Analisis sentimen menggunakan pendekatan NLP (*Natural Language Processing*) untuk memproses data tekstual dari berbagai sumber, seperti media sosial, pesan online, dan penelitian online. NLP adalah cabang kecerdasan buatan yang berfokus pada penggunaan bahasa manusia untuk berinteraksi dengan komputer. Teknik ini memungkinkan komputer untuk memahami, menganalisis, dan merespons teks dalam bahasa manusia dengan cara yang mirip dengan manusia. NLP memungkinkan untuk memproses data tekstual secara efisien dari berbagai sumber untuk mengidentifikasi pola, pendapat, dan perasaan yang terkandung [6].

Dalam pengembangan aplikasi pengolahan bahasa alami (NLP) untuk Bahasa Indonesia, penggunaan model bahasa IndoBERT menjadi salah satu alternatif utama. IndoBERT, sebagai model yang telah dilatih sebelumnya dan dioptimalkan khusus untuk Bahasa Indonesia, memberikan representasi linguistik yang lebih tepat dibandingkan model yang dilatih pada data multibahasa. Dengan pelatihan yang berbasis pada korpus berbahasa Indonesia yang terdiri dari sekitar 4 miliar kata dan 250 juta kalimat dari berbagai sumber, IndoBERT dapat menangkap nuansa, idiom, dan gaya bahasa lokal. Keunggulan ini membuat IndoBERT sangat efektif dalam meningkatkan performa tugas-tugas NLP seperti named entity recognition (NER), analisis sentimen, penerjemahan mesin, dan klasifikasi teks dalam konteks Bahasa Indonesia. Meskipun menggunakan arsitektur yang sama dengan BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*), perbedaannya terletak pada dataset yang digunakan untuk pelatihan *unsupervised* [6]. Penggunaan IndoBERT dalam analisis sentimen telah banyak diterapkan dalam berbagai penelitian dengan hasil yang beragam. Penggunaan IndoBERT dalam analisis sentimen telah banyak diuji melalui berbagai penelitian. Dalam salah satu studi yang dilakukan oleh [7] mereka membahas klasifikasi berita hoaks politik berbahasa Indonesia dan berhasil mencapai akurasi sebesar 83,5% dengan model IndoBERT. Selanjutnya, [8] meneliti analisis sentimen terhadap kebijakan pemerintah mengenai liburan selama pandemi COVID-19, yang menghasilkan akurasi sebesar 83,2%. Di sisi lain, [9] menggunakan IndoBERT untuk menganalisis sentimen terhadap calon presiden Indonesia dan mencatatkan akurasi sebesar 82%. Tidak ketinggalan [10] mengkaji ulasan pengunjung terhadap objek wisata Baturraden, di mana model IndoBERT mereka menghasilkan akurasi mencapai 84%. Dalam penelitian yang dilakukan oleh [11] mengenai deteksi ujaran kebencian multi-label berbasis sentimen, diperoleh akurasi sebesar 83%. [12] melakukan studi mengenai analisis sentimen terhadap cuitan sebelum Pemilu 2024 di Indonesia, yang mampu mencapai akurasi 84% dengan menggunakan model IndoBERT. Selain itu, penelitian yang dilakukan oleh [13] menganalisis sentimen pada teks campuran Bahasa Indonesia, Jawa, dan Inggris menggunakan model *Transformer* berbasis IndoBERT. Hasil penelitian ini menunjukkan akurasi sebesar 84%. Penelitian lain oleh [14] yang mengkaji analisis sentimen pengguna YouTube terhadap grup K-pop Blackpink dengan menggunakan IndoBERT memperoleh akurasi sebesar 83,8%. Terakhir, penelitian yang dilakukan oleh [15] yang berfokus pada pengenalan emosi dalam Bahasa Indonesia dari cuitan Twitter menggunakan kombinasi IndoBERT dan Bi-LSTM mencatatkan akurasi sebesar 82%. Dari berbagai penelitian ini, tampak bahwa performa IndoBERT tetap kompetitif meskipun dalam beberapa konteks, hasil akurasi masih berada di bawah 85%. Di lingkungan Universitas Bumigora, laboratorium komputer memegang peranan penting dalam mendukung proses pembelajaran mahasiswa, baik dalam mengerjakan tugas, menjalankan praktikum, maupun melakukan penelitian. Karena perannya yang krusial, kualitas pelayanan laboratorium ini

sangat menentukan tingkat kenyamanan dan kepuasan mahasiswa. Oleh karena itu, penting bagi pihak kampus untuk mengetahui bagaimana persepsi mahasiswa terhadap layanan yang diberikan, serta memahami aspek-aspek mana saja yang dirasakan baik maupun yang masih perlu diperbaiki.

Dalam penelitian ini, model IndoBERT berhasil mencapai akurasi sebesar 85% dalam melakukan analisis sentimen terhadap data kuesioner mahasiswa. Sebagai pembandingan, penelitian yang dilakukan oleh [16] pada konteks yang serupa, yaitu analisis sentimen terhadap layanan kampus, menggunakan algoritma Naïve Bayes dan memperoleh akurasi rata-rata sebesar 80,67%. Meskipun pendekatan yang digunakan berbeda, hasil ini menunjukkan bahwa model berbasis Transformer seperti IndoBERT memiliki keunggulan dalam memahami konteks bahasa Indonesia, terutama dalam teks opini mahasiswa yang cenderung bervariasi dan tidak terstruktur. Keunggulan IndoBERT terletak pada kemampuannya menangkap relasi semantik dalam konteks kalimat secara bidirectional, yang sulit dicapai oleh pendekatan probabilistik sederhana seperti Naive Bayes. Hal ini memberikan nilai tambah pada akurasi dan stabilitas klasifikasi, terutama ketika menghadapi kalimat tidak baku atau bercampur gaya bahasa informal yang umum ditemukan dalam kuesioner terbuka.

Penggunaan model IndoBERT dalam analisis opini mahasiswa telah mulai diterapkan pada beberapa studi terdahulu. Salah satu di antaranya adalah penelitian oleh [17] yang menggunakan pendekatan aspect-based sentiment analysis untuk mengevaluasi ulasan mahasiswa terhadap berbagai aspek proses pembelajaran di perguruan tinggi. Dalam studi tersebut, aspek yang dianalisis mencakup kualitas pengajaran, materi, dan juga fasilitas kampus seperti ruang kelas dan sarana belajar. Model IndoBERT yang digunakan dalam penelitian tersebut menghasilkan akurasi sebesar 84,10%, menunjukkan performa yang cukup baik namun belum optimal dalam memahami nuansa sentimen mahasiswa dalam konteks akademik.

Berangkat dari temuan tersebut, penelitian ini difokuskan secara lebih spesifik untuk mengevaluasi fasilitas laboratorium komputer kampus, sebagai bagian penting dari pengalaman akademik mahasiswa, khususnya pada program studi yang berbasis teknologi. Fokus ini diharapkan dapat memberikan kontribusi lebih terarah dalam pengembangan model analisis sentimen berbasis Bahasa Indonesia pada konteks evaluasi internal institusi pendidikan tinggi.

Penelitian ini dilakukan dengan tujuan untuk menganalisis sentimen dari data kuesioner kepuasan mahasiswa terhadap pelayanan laboratorium komputer menggunakan model IndoBERT. Melalui pendekatan ini, dilakukan upaya untuk mengidentifikasi berbagai sentimen yang muncul baik positif, negatif, maupun netral yang mencerminkan pengalaman mahasiswa secara keseluruhan. Lebih dari sekadar analisis data, penelitian ini juga bertujuan memberikan rekomendasi perbaikan yang konkret kepada pihak kampus. Diharapkan, hasil penelitian ini dapat menjadi landasan dalam meningkatkan kualitas layanan dan fasilitas laboratorium komputer, demi menciptakan lingkungan belajar yang lebih kondusif. Dengan adanya peningkatan tersebut, tidak hanya kepuasan mahasiswa yang akan meningkat, tetapi juga loyalitas serta kepercayaan mereka terhadap institusi. Pada akhirnya, penelitian ini menunjukkan bahwa pemanfaatan model IndoBERT untuk analisis sentimen dapat menjadi alat bantu pengambilan keputusan yang efektif dan berbasis data dalam upaya perbaikan layanan di Universitas Bumigora.

## 2. METODE

### 2.1 Pengumpulan Data

Evaluasi kepuasan mahasiswa terhadap fasilitas dan layanan laboratorium komputer Universitas Bumigora dilakukan menggunakan kuisisioner terstruktur yang mencakup aspek infrastruktur, perangkat keras, perangkat lunak, kompetensi staf, serta kenyamanan penggunaan laboratorium. Instrumen penelitian telah divalidasi untuk memastikan kesesuaiannya. Penelitian ini melibatkan 333 mahasiswa aktif Fakultas Teknik, yang tersebar di 6 program studi. Data dikumpulkan melalui platform digital seperti WhatsApp dan media sosial, sehingga meningkatkan efektivitas, aksesibilitas, serta efisiensi proses pengumpulan data.

### 2.2 Pengolahan Data

Ulasan mahasiswa terkait layanan dan fasilitas Laboratorium Komputer perlu diolah lebih lanjut untuk keperluan analisis sentimen. Langkah awal dalam pengolahan data ini adalah melakukan *preprocessing* melalui tahap *preprocessing*, yang mencakup pemilihan kata-kata relevan untuk analisis. Setelah *preprocessing*, data kemudian melalui tahap pelabelan, yang mencakup *casefolding*, *cleaning*, normalisasi, tokenisasi dan *stemming*.

#### 2.2.1 Preprocessing



Gambar 1. Tahap *pre-processing*

Tahapan *preprocessing* dapat dilihat pada Gambar 1. Proses *pre-processing* merupakan tahap awal yang penting dalam pengolahan data teks sebelum dilakukan analisis lebih lanjut. Tahap pertama adalah *casefolding*, yaitu mengubah seluruh huruf dalam teks menjadi huruf kecil (*lowercase*) agar tidak terjadi perbedaan antara kata yang sama namun ditulis dengan kapitalisasi berbeda. Selanjutnya adalah *cleaning*, yang bertujuan untuk membersihkan data dari elemen-elemen yang tidak relevan seperti tanda baca, angka, emoji, serta karakter *non-alfabet* lainnya. Setelah proses pembersihan, dilakukan tahap normalisasi, yaitu mengubah kata-kata tidak baku, singkatan, atau bahasa gaul menjadi bentuk kata baku. Contohnya, kata 'gak' akan diubah menjadi 'tidak', dan 'aja' menjadi 'saja'. Normalisasi ini bertujuan untuk menyamakan variasi kata yang memiliki makna sama. Langkah berikutnya adalah tokenisasi, yaitu memecah kalimat menjadi bagian-bagian kata (*token*) agar lebih mudah dianalisis secara komputasional. Misalnya, kalimat "layanan memadai dan nyaman" akan dipecah menjadi token: ["layanan", "memadai", "dan", "nyaman"]. Tahap terakhir dalam *pre-processing* adalah *stemming*, yaitu proses mengubah kata-kata ke bentuk dasar dengan menghilangkan imbuhan seperti awalan, sisipan, atau akhiran. Sebagai contoh, kata 'penggunaan' akan diubah menjadi 'guna'. Seluruh tahapan ini dilakukan untuk menyederhanakan dan menstandarkan data teks agar hasil analisis menjadi lebih akurat dan efektif.

### 2.2.2 Pelabelan Data

Sebelum proses pelabelan sentimen dilakukan, data ulasan yang awalnya ditulis dalam Bahasa Indonesia terlebih dahulu diterjemahkan ke dalam Bahasa Inggris. Penerjemahan ini dilakukan karena pelabelan awal menggunakan TextBlob, sebuah pustaka Python yang berbasis analisis sentimen berbahasa Inggris. Meskipun dataset penelitian ini dalam Bahasa Indonesia, keterbatasan ketersediaan model pre-trained untuk pelabelan otomatis (*weak labeling*) dalam Bahasa Indonesia menjadi alasan utama dipilihnya TextBlob.

Pendekatan ini bersifat sementara dan digunakan hanya pada tahap awal untuk memberikan label kasar yang kemudian ditinjau kembali secara manual untuk menjamin kesesuaian konteks lokal dan makna aslinya. Ini dilakukan guna menghemat waktu dalam proses anotasi data secara menyeluruh dan sebagai dasar pelatihan awal model supervised seperti IndoBERT. Walaupun tidak optimal untuk Bahasa Indonesia, penerapan TextBlob dalam tahap weak labeling dapat tetap memberikan estimasi polaritas sentimen yang berguna, selama hasilnya disertai dengan validasi manual. Setelah pelabelan awal, data kembali dikonversi ke Bahasa Indonesia agar tetap konsisten dengan konteks penelitian. Dataset yang telah diberi label dapat dilihat pada Tabel 1

Tabel 1. Pelabelan Data

Id	Text	Label
1	tidak ada	Netral
2		Positif
3	jauh ini turut saya belum cukup kalau bisa komputer tingkat lagi ke yang baru agar lebih nyaman lagi pada saat guna untuk ajar ngoding atau hal lain dan keyboard mousenya juga mungkin bisa tingkat lagi terimakasih	Positif
4	komputer di update dan air conditioner baik	Positif
5	komputer perlu di update karna sudah lawas dan tambahn air conditioner di laboratorium	Positif
6	saya rasa hanya spesifikasi dari komputer saja tingkat dan juga sistem operasi	Netral
7	untuk kipas angin atau air conditioner mohon banyak	Netral
	tidak ada aplikasi di laboratorium komputer	Netral

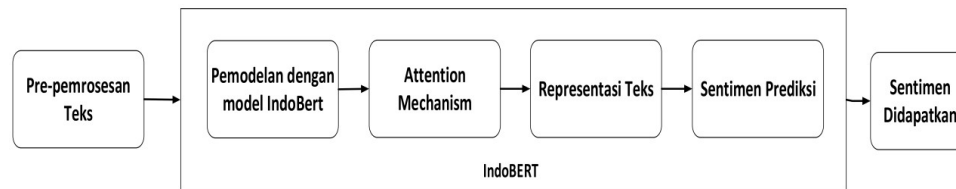
### 2.2.3 Split Data

Proses *split data* dilakukan untuk membagi dataset menjadi tiga bagian utama, yaitu data latih, data validasi, dan data uji, guna memastikan model dapat dilatih dan dievaluasi secara optimal. Dalam penelitian ini, sebanyak 80% data digunakan sebagai data latih untuk melatih model dalam mengenali pola dan karakteristik data. Dari data latih tersebut, 15% dialokasikan kembali sebagai data validasi yang berfungsi untuk mengevaluasi kinerja model selama proses pelatihan dan mencegah *overfitting*. Sementara itu, 20% dari keseluruhan data digunakan sebagai data uji untuk mengukur kemampuan model dalam mengklasifikasikan data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Pembagian ini dilakukan secara acak namun proporsional agar distribusi label tetap seimbang di setiap bagian.

### 2.2.4 Implementasi IndoBERT

Setelah melakukan split data, langkah berikutnya adalah membangun model *machine learning*. Dalam tahap ini, algoritma *machine learning* akan melatih data latih untuk memahami fitur-fitur yang terdapat pada setiap token, sehingga mesin dapat mengenali karakteristik dari masing-masing sentimen. Model yang digunakan adalah model *supervised learning*, mengingat setiap token sudah dilengkapi dengan label yang

sesuai [18]. Algoritma yang akan digunakan yaitu *IndoBERT*. BERT adalah algoritma *deep learning* yang dikembangkan oleh Google, yang merupakan inovasi dari model *Transformer*. Model ini menganalisis kata dalam sebuah kalimat dengan memperhatikan konteks dari kata-kata sekitarnya. Dalam penerapan analisis sentimen menggunakan BERT, kinerja optimal biasanya dicapai dengan dataset berbahasa Inggris. Namun, untuk dataset berbahasa Indonesia, digunakan modifikasi dari model BERT Base yang dikenal dengan nama *IndoBERT*. Model ini telah dilatih menggunakan dataset bahasa Indonesia yang lebih besar dan beragam, sehingga dapat memberikan hasil yang lebih akurat. [19]. Pada Gambar 2 disajikan alur kerja dari model *IndoBERT*



Gambar 2. Alur Kerja *IndoBERT*

Berikut adalah penulisan ulang dari teks yang lebih mengalir:

a. Pra-pemrosesan Teks

Sebelum dimasukkan ke dalam proses pembuatan sentimen, data yang mengandung pendapat akan melalui tahap pra-pemrosesan teks. Pertama, kalimat akan melalui proses tokenisasi. Dalam proses ini, token [CLS] akan menandai awal kalimat dan token [SEP] akan menandai akhir kalimat. Setelah itu, *embedding* akan digunakan untuk memproses kalimat, mengubah kata-kata menjadi vektor numerik, sehingga sistem dapat memahami kata-kata dalam format numerik.

2. Pemodelan dengan *IndoBERT*

Setelah mengumpulkan representasi vektor kata-kata, kalimat berikutnya akan dimasukkan ke dalam model *IndoBERT*. Dengan menggunakan rangkaian lapisan *neuron*, model ini akan mempelajari data dan mengekstrak elemen teks yang paling penting.

3. Mekanisme *Attention*

Setiap lapisan neuron memiliki sistem perhatian yang membantu model memfokuskan pada kata-kata yang paling penting dan relevan dalam kalimat. Sistem perhatian ini membantu model memahami hubungan antara kata-kata dan makna keseluruhan kalimat.

4. Representasi Teks

Setelah melalui berbagai lapisan ini, kalimat akan digambarkan sebagai vektor yang menunjukkan pemahaman model tentang teks. Vektor ini mencatat hubungan antar kata dan makna kalimat.

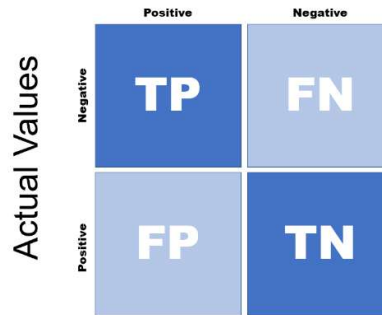
5. Prediksi Sentimen

Lapisan output kemudian menerima representasi vektor kalimat. Lapisan ini menghasilkan label sentimen yang menunjukkan apakah kalimat mengandung sentimen positif, negatif, atau netral. Label sentimen yang dihasilkan, misalnya "positif", adalah keputusan model yang dibuat berdasarkan analisis fitur yang ada dalam kalimat.

### 2.2.5 Evaluasi

Hasil dari algoritma pembelajaran harus dievaluasi dan dianalisis dengan cermat agar kita dapat membandingkan performa berbagai algoritma tersebut. Kinerja klasifikasi biasanya dinyatakan dalam bentuk nilai skalar menggunakan berbagai metrik, seperti akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas. Selain itu, terdapat beberapa ukuran yang berasal dari confusion matrix, seperti presisi, *recall*, *F1-score*, *ROC*, *informedness*, *markedness*, serta metode penilaian korelasi. [20].

*Confusion matrix* adalah salah satu cara yang dipakai untuk menilai kinerja dari sebuah algoritma. *Confusion matrix* dapat dipahami sebagai sebuah alat yang memiliki peran untuk melakukan analisis apakah *classifier* tersebut tepat dalam mengidentifikasi *tuple* dari kelas yang berbeda [21]. *Confusion Matrix* dapat dimanfaatkan untuk menganalisis seberapa baik pengklasifikasi mengenali *tuple* dari kategori yang berbeda. TP (*True Positive*) dan TN (*True Negative*) memberikan informasi saat klasifikasi tepat, sedangkan FP (*False Positive*) dan FN (*False Negative*) memberi informasi saat klasifikasi keliru [16]. Pada Gambar 3 disajikan *Confusion Matrix* untuk Evaluasi Model Klasifikasi

Gambar 3. *Confusion matrix*

Akurasi adalah rasio dari jumlah prediksi yang benar (baik positif maupun negatif) terhadap total jumlah data. Akurasi memberikan gambaran umum tentang seberapa baik model dalam mengklasifikasikan sentimen secara keseluruhan. Rumus akurasi dapat dilihat pada persamaan (1)

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

Precision merupakan perbandingan antara jumlah prediksi yang benar positif dengan total prediksi positif yang dilakukan. Formula Precision dapat dilihat pada persamaan (2)

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

Recall merupakan perbandingan antara jumlah prediksi yang benar positif dengan total data yang memang benar positif. Formula Recall dapat dilihat pada persamaan (3)

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

*F1-score* merupakan hasil perbandingan bobot rata-rata antara presisi dan recall. Formula *F1-score* dapat dilihat pada persamaan (4)

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

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1. Hasil Pengumpulan Data

Data kuisioner mengenai kepuasan pelayanan akan dikumpulkan dari mahasiswa Universitas Bumigora dengan menggunakan *Google Form* sebagai media pengisian. Kuisioner ini dirancang untuk menilai dan mengevaluasi kualitas layanan serta kelengkapan fasilitas yang tersedia di Laboratorium Komputer, termasuk kenyamanan ruang, performa perangkat, dan responsivitas staf laboratorium. Hasil pengumpulan data dapat dilihat pada Tabel 2

Id	Text
1	tidak ada
2	Sejauh ini menurut saya belum cukup, kalau bisa, komputernya di upgrade lagi ke yang terbaru, agar lebih nyaman lagi pada saat digunakan untuk belajar ngoding atau hal lainnya, dan keyboard, mousenya juga mungkin bisa di upgrade lagi, terimakasih 🙏🙏
3	Komputer di update dan ac diperbaiki
4	komputer perlu di update karna sudah lawas dan tambahin ac di lab
5	Saya rasa hanya spesifikasi dari PC-nya saja di tingkatkan dan juga osnya
6	Untuk kipas angin atau AC mohon diperbanyak
7	Tidak ada aplikasi di lab komputer

#### 3.2. Hasil *Preprocessing Data*

Setelah mengumpulkan data dari berbagai ulasan pengguna mengenai fasilitas laboratorium komputer, langkah berikutnya adalah melakukan *preprocessing data*. Proses ini bertujuan untuk membersihkan

dan menyederhanakan teks agar siap untuk analisis sentimen. Tahap awal dari preprocessing adalah mengubah semua huruf menjadi huruf kecil (*case folding*) untuk menjaga konsistensi format teks. Selanjutnya, kami melakukan pembersihan teks dari tanda baca, angka, simbol, dan karakter lain yang tidak relevan (*cleaning*). Setelah itu, dilakukan normalisasi, di mana kata-kata tidak baku atau singkatan diganti dengan bentuk bakunya agar makna tetap jelas dan konsisten. Langkah berikutnya adalah tokenisasi, yang merupakan proses memecah kalimat menjadi potongan-potongan kata. Terakhir, kami menerapkan stemming untuk mengubah setiap kata menjadi bentuk dasarnya. Dengan melalui seluruh tahapan ini, data menjadi lebih bersih, teratur, dan siap untuk digunakan dalam proses pelabelan serta pemodelan analisis sentimen. Hasil Hasil *Text Preprocessing* dapat dilihat pada Tabel 3

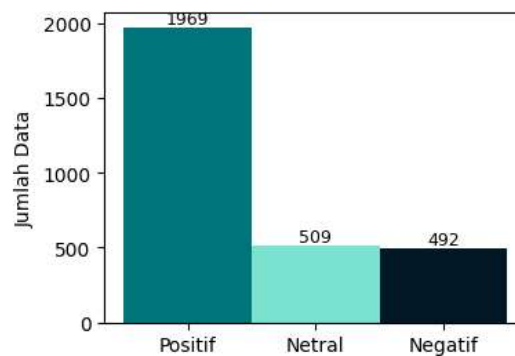
Tabel 3. Hasil *Text Preprocessing*

Id	Text
1	tidak ada
2	jauh ini turut saya belum cukup kalau bisa komputer tingkat lagi ke yang baru agar lebih nyaman lagi pada saat guna untuk ajar ngoding atau hal lain dan keyboard mousenya juga mungkin bisa tingkat lagi terimakasih
3	komputer di update dan air conditioner baik
4	komputer perlu di update karna sudah lawas dan tambahin air conditioner di laboratorium
5	saya rasa hanya spesifikasi dari komputer saja tingkat dan juga sistem operasi
6	untuk kipas angin atau air conditioner mohon banyak
7	tidak ada aplikasi di laboratorium komputer

### 3.3 Hasil Pelabelan Data

Setelah proses pra-pemrosesan selesai, langkah berikutnya adalah melakukan pelabelan data sentimen. Proses ini dilakukan secara otomatis dengan merujuk pada daftar kata-kata positif dan negatif yang telah disiapkan sebelumnya. Setiap ulasan kemudian dianalisis berdasarkan kemunculan kata-kata tersebut dan dikategorikan ke dalam tiga kelompok sentimen yaitu positif, netral, dan negatif.

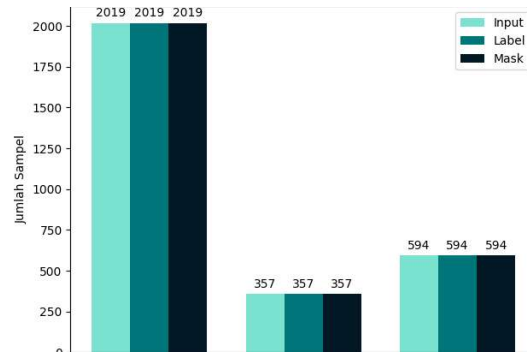
Hasil dari pelabelan menunjukkan bahwa mayoritas ulasan, sebanyak 1.969 data, dikategorikan sebagai sentimen positif. Di sisi lain, terdapat 509 data yang termasuk dalam kategori netral, dan 492 data lainnya diklasifikasikan sebagai negatif. Temuan ini mengindikasikan bahwa secara keseluruhan, pengguna cenderung memberikan penilaian yang positif terhadap fasilitas laboratorium komputer. Grafik hasil pelabelan data dapat dilihat pada Gambar 4



Gambar 4. Hasil Pelabelan Data

### 3.4 Hasil *Split Data*

Setelah proses pelabelan selesai, data kemudian dibagi menjadi tiga bagian yaitu data pelatihan (*train*), validasi (*validation*), dan pengujian (*test*). Pembagian ini bertujuan untuk memastikan bahwa model dapat dilatih, divalidasi, dan diuji dengan cara yang adil, tanpa adanya kebocoran data. Data pelatihan digunakan untuk melatih model, sedangkan data validasi berfungsi untuk mengevaluasi kinerja model selama proses pelatihan. Di sisi lain, data pengujian digunakan untuk mengukur kemampuan generalisasi model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Hasil pembagian menunjukkan bahwa terdapat 2.019 sampel untuk data pelatihan, 357 sampel untuk data validasi, dan 594 sampel untuk data pengujian. Setiap bagian memiliki jumlah input, label, dan mask yang seimbang. Grafik hasil *split data* dapat dilihat pada Gambar 5

Gambar 5. Hasil *split Data*

### 3.5 Hasil Implementasi IndoBERT

Pada tahap ini, kami mengimplementasikan model IndoBERT untuk tugas klasifikasi sentimen terhadap data ulasan laboratorium komputer. Model ini dilatih dengan menggunakan 10 *epoch* dan ukuran *batch* sebanyak 32.

Selama proses pelatihan, waktu yang dibutuhkan untuk menyelesaikan setiap *epoch* berkisar antara 37 hingga 38 detik. Pada tahap validasi, akurasi yang dicapai cukup konsisten, dengan nilai akurasi validasi antara 85,2% hingga 86,0% di setiap *epoch*.

Setelah proses pelatihan selesai, model dievaluasi dengan menggunakan data pengujian. Hasil evaluasi menunjukkan akurasi sebesar 85%. Selain itu, skor rata-rata macro dan weighted untuk precision, recall, dan *f1-score* berada pada rentang 0,79 hingga 0,85, yang menunjukkan bahwa performa model cukup baik dan seimbang dalam mengklasifikasikan ketiga kategori sentimen. Dari hasil ini, dapat disimpulkan bahwa model IndoBERT mampu mengklasifikasikan sentimen ulasan dengan performa yang tinggi dan stabil. Tabel 3 menunjukkan hasil implementasi model indoBERT

Tabel 3. Hasil Implementasi Model

	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>	<i>Support</i>
Negatif	0.68	0.63	0.65	107
Netral	0.87	0.84	0.85	105
Positif	0.88	0.91	0.90	382
<i>Accuracy</i>			0.85	594
Macro avg	0.81	0.79	0.80	594
Weighted avg	0.84	0.85	0.84	594

### 3.6 Hasil Evaluasi

Pada tahap evaluasi model ini, kami melakukan perbandingan performa dengan memperhatikan variasi jumlah *epoch* dan ukuran *batch size*. Tujuannya adalah untuk memahami bagaimana kombinasi kedua parameter tersebut mempengaruhi kualitas prediksi dari IndoBERT dalam tugas klasifikasi. Empat konfigurasi yang diuji meliputi kombinasi 5 dan 10 *epoch*, masing-masing dengan *batch size* 16 dan 32. Kami menggunakan metrik evaluasi yang komprehensif: akurasi, presisi, recall, dan *f1-score*.

Secara umum, hasil evaluasi menunjukkan bahwa peningkatan jumlah *epoch* dari 5 menjadi 10 memberikan dampak positif terhadap semua aspek evaluasi. Pada konfigurasi *batch size* 16 dengan 5 *epoch*, akurasi model tercatat pada angka 0,84, sementara presisi berada sedikit lebih rendah di angka 0,83. Hal ini menunjukkan bahwa model sudah mampu melakukan generalisasi dengan baik, meskipun masih terdapat beberapa ketidaktepatan dalam mengklasifikasikan label tertentu. Namun, ketika jumlah *epoch* ditingkatkan menjadi 10 pada *batch size* yang sama, semua metrik evaluasi menunjukkan konsistensi yang lebih baik, dengan akurasi, *presisi*, *recall*, dan *f1-score* stabil di angka 0,84. Fenomena ini menunjukkan bahwa model membutuhkan waktu pelatihan yang lebih lama untuk memahami kompleksitas data secara lebih mendalam, sehingga kesalahan klasifikasi dapat diminimalkan.

Di sisi lain, saat ukuran *batch* diperbesar menjadi 32, dinamika hasil evaluasi berubah. Pada *batch size* 32 dengan 5 *epoch*, terlihat penurunan performa di semua metrik, dengan akurasi hanya mencapai 83%

dan presisi turun menjadi 82%. Hal ini menunjukkan bahwa, meskipun ukuran *batch* yang lebih besar memungkinkan pemrosesan data lebih cepat dalam satu iterasi, hal tersebut dapat menyebabkan pembaruan bobot model yang kurang halus dan berdampak pada penurunan kemampuan generalisasi. Dengan kata lain, pembelajaran model menjadi kurang stabil karena frekuensi pembaruan parameter yang lebih jarang dibandingkan dengan saat menggunakan *batch size* yang lebih kecil.

Namun, ketika ukuran *batch* besar ini dikombinasikan dengan jumlah *epoch* yang lebih banyak (yaitu 10 *epoch*), model menunjukkan performa terbaik sepanjang eksperimen. Akurasi dan recall mencapai 85%, sementara presisi dan *f1-score* tetap berada di angka 84%. Capaian tersebut menunjukkan bahwa untuk *batch size* yang besar, model membutuhkan pelatihan yang lebih panjang agar dapat mengoptimalkan bobotnya secara efektif. Model tidak hanya berhasil meningkatkan jumlah prediksi yang benar secara keseluruhan (akurasi), tetapi juga menunjukkan keseimbangan antara presisi dan recall. Ini berarti model tidak hanya meningkatkan jumlah prediksi benar, tetapi juga dapat mempertahankan tingkat kesalahan (*false positive* dan *false negative*) pada level yang minimal.

Hasil evaluasi ini menegaskan bahwa pemilihan hyperparameter, seperti *epoch* dan *batch size*, memainkan peran krusial dalam pengembangan model berbasis *Transformer* seperti IndoBERT. Penting untuk tidak hanya memilih nilai besar atau kecil, tetapi juga mempertimbangkan sinergi antara durasi pelatihan dan intensitas pembaruan parameter. Model cenderung menunjukkan kinerja yang lebih optimal ketika diberikan waktu pelatihan yang cukup untuk belajar dari keseluruhan distribusi data. Terlebih lagi, saat ukuran *batch* memperlambat pembelajaran dalam satuan iterasi. Dalam konteks ini, konfigurasi dengan 10 *epoch* dan *batch size* 32 terbukti sebagai kombinasi yang paling efektif, karena mampu mencapai keseimbangan antara kecepatan pelatihan dan akurasi hasil klasifikasi, serta menunjukkan ketahanan performa di semua metrik evaluasi utama.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan evaluasi dari penerapan model IndoBERT dalam analisis sentimen, diketahui bahwa model ini berhasil mencapai akurasi sebesar 85%. Angka ini menggambarkan kemampuan model dalam melakukan prediksi sentimen dengan ketepatan yang tinggi secara konsisten. Proses pelatihan dan optimasi hyperparameter yang diterapkan terbukti efektif dalam mengenali pola linguistik dalam data ulasan laboratorium komputer.

Sebagian besar sentimen yang berhasil diklasifikasikan oleh model cenderung positif, menunjukkan bahwa mahasiswa umumnya memiliki pengalaman yang baik terhadap layanan, fasilitas, dan suasana di laboratorium. Temuan ini menjadi sinyal penting bahwa pengelolaan laboratorium berlangsung sesuai dengan harapan pengguna, khususnya dalam mendukung kelancaran aktivitas akademik berbasis teknologi.

Namun, keberhasilan model dalam mendeteksi sentimen positif mendorong perlunya evaluasi lebih lanjut terhadap ulasan dengan sentimen negatif. Meskipun jumlahnya lebih sedikit, keberadaan sentimen negatif tetap penting untuk diperhatikan, karena dapat memberikan masukan berharga bagi peningkatan kualitas layanan. Analisis mendalam terhadap kategori sentimen ini bisa menghasilkan wawasan tentang aspek-aspek spesifik yang masih memerlukan perhatian, seperti kenyamanan ruangan, performa perangkat, atau layanan dari staf teknis.

Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa IndoBERT adalah model yang efektif dan adaptif dalam memahami konteks ulasan dalam bahasa Indonesia, terutama di sektor pendidikan tinggi. Tingkat akurasi yang tinggi memberikan keyakinan bahwa model ini dapat digunakan sebagai alat bantu dalam pengambilan keputusan berbasis data, khususnya untuk meningkatkan pengalaman pengguna di laboratorium komputer. Dengan menjaga akurasi ini dan melakukan perbaikan berkelanjutan berdasarkan umpan balik pengguna, pengelola laboratorium dapat menciptakan ekosistem pembelajaran yang lebih responsif dan berkualitas.

#### REFERENSI

- [1] E. Aditia dan Mellin, "Pengaruh Kualitas Pelayanan dan Harga Terhadap Kepuasan Pelanggan Jurusan Manajemen, Fakultas Ekonomi, Universitas Semarang," vol. 10, no. 2, hal. 1367–1376, 2024.
- [2] I. Restiani dan I. Ardiansyah, "Pengaruh Kualitas Pelayanan dan Citra Merek Lembaga Terhadap Kepuasan Pelanggan (Mahasiswa) di Perguruan Tinggi Bandung," *KarismaPro*, vol. 14, no. 1, hal. 43–54, 2023, doi: 10.53675/karismapro.v14i1.1072.
- [3] T. R. Rahmat dan I. A. Ardiansyah, "Evaluasi Penerapan Total Quality Management (Tqm) Dan Komitmen Organisasi Dalam Meningkatkan Kualitas Pelayanan Pada Organisasi Publik," *KarismaPro*, vol. 12, no. 2, hal. 32–46, 2022, doi: 10.53675/karismapro.v12i2.506.
- [4] V. Stanley dan H. Sidharta, "Pengaruh Kualitas Pelayanan dan Fasilitas terhadap Loyalitas Pelanggan Rumah Kost Surabaya Barat," *Performa*, vol. 8, no. 4, hal. 418–427, 2023, doi: 10.37715/jp.v8i4.3793.
- [5] Intania Widyaningrum dan Mia Kamayani, "Analisis sentimen opini masyarakat terhadap penggunaan layanan maxim menggunakan algoritma naïve bayes," *J. CoSciTech (Computer Sci. Inf. Technol.)*, vol. 4, no. 3, hal. 651–

- 660, 2023, doi: 10.37859/coscitech.v4i3.6194.
- [6] R. Merdiansah, S. Siska, dan A. Ali Ridha, "Analisis Sentimen Pengguna X Indonesia Terkait Kendaraan Listrik Menggunakan IndoBERT," *J. Ilmu Komput. dan Sist. Inf.*, vol. 7, no. 1, hal. 221–228, 2024, doi: 10.55338/jikomsi.v7i1.2895.
- [7] M. A. Fathin, Y. Sibaroni, dan S. S. Prasetyowati, "Handling Imbalance Dataset on Hoax Indonesian Political News Classification using IndoBERT and Random Sampling," vol. 8, no. 2021, hal. 352–360, 2024, doi: 10.30865/mib.v8i1.7099.
- [8] E. Representation, I. N. Yulita, V. Wijaya, R. Rosadi, I. Sarathan, dan Y. Djuyandi, "Analysis of Government Policy Sentiment Regarding Vacation during the COVID-19 Pandemic Using the Bidirectional," 2023.
- [9] P. Sayarizki dan H. Nurrahmi, "Implementation of IndoBERT for Sentiment Analysis of Indonesian Presidential Candidates," vol. 9, no. August, hal. 61–72, 2024, doi: 10.34818/indojc.2024.9.2.934.
- [10] M. A. K. Dany Candra Febrianto, Maulida Ayu Fitriani, Mahazam Afrad, "ASPECT BASED SENTIMENT ANALYSIS MENGGUNAKAN INDOBERT MODEL Melek IT," vol. 10, no. 2, hal. 157–166, 2024.
- [11] R. Bagestra, A. Misbullah, Z. Zulfan, R. Rasudin, L. Farsiah, dan S. Azizah, "Performance Assessment of Machine Learning and Transformer Models for Indonesian Multi-Label Hate Speech Detection," vol. 2, no. 2, hal. 62–71, 2024, doi: 10.60084/ijds.v2i2.235.
- [12] L. Geni, E. Yulianti, dan D. I. Sensuse, "Sentiment Analysis of Tweets Before the 2024 Elections in Indonesia Using IndoBERT Language Models," vol. 9, no. 3, hal. 746–757, 2024, doi: 10.26555/jiteki.v9i3.26490.
- [13] A. F. Hidayatullah, "Code-Mixed Sentiment Analysis on Indonesian-Javanese-English Text using Transformer Models," no. August, 2024, doi: 10.1109/ICITISEE63424.2024.10730138.
- [14] R. A. K. Riyadi, Slamet, Lathifah Khansa Salsabila, Cahya Damarjati, "Sentiment Analysis of YouTube Users on Blackpink Kpop Group Using IndoBERT," vol. 8, no. 2, hal. 233–245, 2024.
- [15] S. William dan A. Chowanda, "Emotion recognition indonesian language from twitter using indobert and bi-lstm," hal. 1–15, 2024.
- [16] Muhammad Ajir Muzakki dan Gunawan, "Klasifikasi dan Analisa Sentimen Kuesioner Fasilitas dan Layanan untuk Universitas Qomaruddin Gresik," vol. 5, hal. 68–76, 2020, [Daring]. Tersedia pada: <https://journal.unusida.ac.id/index.php/jik/article/view/291>
- [17] A. Jazuli dan R. Kusumaningrum, "Aspect-based sentiment analysis on student reviews using the Indo-Bert base model," vol. 04, hal. 1–10, 2023.
- [18] M. I. Amal, E. S. Rahmasita, E. Suryaputra, dan N. A. Rakhmawati, "Analisis Klasifikasi Sentimen Terhadap Isu Kebocoran Data Kartu Identitas Ponsel di Twitter," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 8, no. 3, hal. 645–660, 2022, doi: 10.28932/jutisi.v8i3.5483.
- [19] M. N. Hidayat dan R. Pramudita, "Analisis Sentimen Terhadap Pembelajaran Secara Daring Pasca Pandemi Covid-19 Menggunakan Metode IndoBERT," *Inf. Manag. Educ. Prof. J. Inf. Manag.*, vol. 8, no. 2, hal. 161, 2024, doi: 10.51211/imbi.v8i2.2719.
- [20] S. A. Shaikh, "Measures Derived from a 2 x 2 Table for an Accuracy of a Diagnostic Test Journal of Biometrics & Biostatistics," vol. 2, no. 5, hal. 2–5, 2011, doi: 10.4172/2155-6180.1000128.
- [21] M. F. Fibrianda dan A. Bhawiyuga, "Analisis Perbandingan Akurasi Deteksi Serangan Pada Jaringan Komputer Dengan Metode Naïve Bayes Dan Support Vector Machine ( SVM )," vol. 2, no. 9, hal. 3112–3123, 2018.