

Penerapan Model Transformer Dalam Pengembangan *Chatbot* Layanan Informasi Kampus

Elvin Lee¹, Andik Yulianto^{2,*}, Yefta Christian³

Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Sistem Informasi, Universitas Internasional Batam, Batam, Indonesia
Email: ¹2231069.elvin@uib.edu, ^{2,*}andik@uib.ac.id, ³yefta@uib.ac.id

*) *Email* Penulis Korespondensi

Abstrak— Perkembangan teknologi kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI) mendorong peningkatan kebutuhan layanan informasi digital yang cepat, akurat, dan responsif, khususnya di lingkungan pendidikan tinggi. Universitas Internasional Batam (UIB) menjadi salah satu institusi yang memiliki volume pertanyaan tinggi dari mahasiswa dan calon mahasiswa terkait program studi, akademik, administrasi, serta layanan kampus. Sistem informasi konvensional yang masih mengandalkan antarmuka statis dan layanan manual seringkali tidak mampu menangani kebutuhan tersebut secara optimal. Di sisi lain, penelitian sebelumnya mengenai implementasi *chatbot* pada sektor publik umumnya menggunakan metode rule-based atau platform seperti Dialogflow, namun memiliki keterbatasan dalam memahami bahasa natural dan variasi pertanyaan pengguna. Berdasarkan gap tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan menerapkan *chatbot* layanan informasi kampus berbasis model Transformer yang mampu memahami konteks percakapan dan memberikan respons otomatis secara lebih semantik. Metode yang digunakan meliputi pengumpulan dataset FAQ UIB, pembangunan sistem Question Answering System (QAS) berbasis Transformer, integrasi *backend* menggunakan Django, serta penerapan antarmuka web interaktif menggunakan React. Evaluasi performa dilakukan melalui 20 pertanyaan natural yang menyerupai percakapan sehari-hari, dengan mengukur metrik Response Time, *Similarity* (Cosine *Similarity*), ROUGE-1, ROUGE-2, ROUGE-L, serta BERTScore F1. Hasil pengujian menunjukkan rata-rata response time 0,01792 detik yang menandakan tingkat responsivitas sangat tinggi. Nilai *similarity* mencapai 0,7415 yang menggambarkan kemampuan model dalam mengenali makna pertanyaan. Meski nilai ROUGE-L relatif rendah (0,0986) yang menandakan struktur kalimat tidak serupa dengan jawaban referensi, BERTScore F1 berada pada kisaran 0,5913, menunjukkan kesesuaian makna yang cukup baik. Temuan ini menegaskan bahwa *chatbot* berbasis Transformer mampu memberikan jawaban relevan secara semantik meskipun tidak meniru struktur kalimat secara leksikal. Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa integrasi Transformer dalam sistem layanan informasi kampus dapat meningkatkan efektivitas, responsivitas, serta kualitas interaksi pengguna dengan layanan akademik digital.

Kata Kunci: *Chatbot*, Transformer, Question Answering System, Evaluasi NLP, Layanan Informasi Kampus

Abstract— The rapid advancement of Artificial Intelligence (AI) technologies has increased the demand for fast, accurate, and responsive digital information services, particularly within higher education institutions. Universitas Internasional Batam (UIB) is one such institution that receives a high volume of inquiries from both current and prospective students related to academic programs, administration, and general campus services. Conventional information systems that rely on static interfaces and manual responses often fail to handle these needs efficiently. Previous studies on *chatbot* implementation in public services generally rely on rule-based approaches or platforms like Dialogflow, which struggle to understand natural language variations. Addressing this gap, the present study aims to develop and implement a campus information *chatbot* based on a Transformer model capable of understanding user intent and generating semantically relevant responses. The methodology includes collecting UIB's FAQ dataset, developing a Transformer-based Question Answering System (QAS), integrating the *backend* with Django, and deploying an interactive web-based interface using React. System performance was evaluated using 20 naturally formulated test questions resembling real conversational patterns. The evaluation metrics include Response Time, *Similarity* (Cosine *Similarity*), ROUGE-1, ROUGE-2, ROUGE-L, and BERTScore F1. Results show an average response time of 0.01792 seconds, indicating very high responsiveness. The *similarity* score of 0.7415 reflects strong contextual understanding by the model. Although ROUGE-L scores were relatively low (0.0986), indicating limited lexical *similarity* with reference answers, the BERTScore F1 of 0.5913 demonstrates adequate semantic alignment. These findings suggest that the Transformer-based *chatbot* is capable of producing meaningful and contextually appropriate answers despite structural differences in sentence formulation. Overall, the study confirms that integrating a Transformer model into a university information service system can significantly improve efficiency, responsiveness, and the quality of digital academic interactions.

Keywords: *Chatbot*, Transformer Model, Question Answering, NLP Evaluation, University Information System

1. PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI) dalam satu dekade terakhir telah menjadi pendorong utama transformasi digital di berbagai sektor. AI tidak lagi sebatas konsep teoritis, melainkan telah terintegrasi dalam kehidupan sehari-hari, mulai dari industri, pendidikan, pelayanan publik, hingga komunikasi sosial. Salah satu cabang AI yang berkembang sangat pesat adalah Natural Language Processing (NLP), yaitu

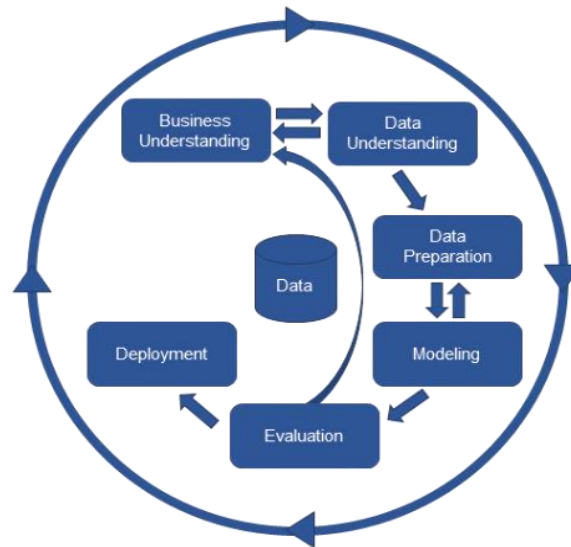
teknologi yang memungkinkan mesin memahami, memproses, dan menghasilkan bahasa manusia. Dengan munculnya model berbasis Transformer seperti BERT dan GPT, kemampuan komputer dalam memahami representasi bahasa meningkat signifikan karena mekanisme self-attention yang mampu membaca konteks secara menyeluruh dalam sebuah kalimat. Perkembangan NLP tersebut berdampak langsung pada evolusi *chatbot*. Pada awalnya, *chatbot* hanya berfungsi sebagai sistem berbasis aturan (*rule-based*) yang memberikan respons sesuai pola kalimat yang telah ditentukan sebelumnya. Seiring berkembangnya machine learning dan pemanfaatan corpus bahasa dalam jumlah besar, *chatbot* berubah menjadi sistem yang mampu belajar dari interaksi pengguna. Penerapan *chatbot* pun semakin meluas, mulai dari layanan pelanggan [1], [2], administrasi pemerintahan [3], pendidikan [4], hingga pelayanan publik [5]. Penelitian Agustian dan Yuliana menunjukkan bahwa *chatbot* berbasis web di Sekretariat DPRD Kota Cimahi mampu mempercepat pelayanan masyarakat, sementara Yanuar dan Murtanto membuktikan bahwa *chatbot* pada Direktorat Jenderal Pajak meningkatkan kepuasan wajib pajak melalui layanan yang lebih cepat dan akurat [6].

Berbagai penelitian sebelumnya juga mengkaji efektivitas dan kekurangan metode yang digunakan dalam pengembangan *chatbot*. Thahir dan Al Amin [7] mengimplementasikan NLP dan Natural Language Understanding (NLU) pada *chatbot* di Pulau Buru dan menemukan bahwa meskipun akurasi meningkat, sistem masih kesulitan menghadapi variasi dialek dan struktur kalimat yang ambigu. Azizah et al. [8] mengidentifikasi permasalahan big data bahasa Indonesia, yaitu ketidakseimbangan antara bahasa formal dan nonformal yang membuat model sulit memahami ragam komunikasi masyarakat. Dari sisi teknis, Wiratama et al. [9] menunjukkan bahwa *chatbot* berbasis Dialogflow dapat mempercepat interaksi namun masih berpaku pada pola pertanyaan tertentu sehingga belum mampu memahami makna semantik secara komprehensif. Pendekatan lain menggunakan Convolutional Neural Networks (CNN) seperti penelitian Tsakiris et al. mampu mendeteksi pola bahasa, tetapi kurang efektif dalam memahami hubungan kata yang kompleks [10]. Berbagai temuan ini mengarah pada kesimpulan bahwa arsitektur Transformer lebih unggul untuk memahami konteks bahasa secara menyeluruh, sehingga memiliki potensi besar untuk meningkatkan kecerdasan *chatbot*. Selain aspek teknis, penelitian lain juga menyoroti aspek pengalaman pengguna. Meng et al. menemukan bahwa gaya respons *chatbot*, termasuk penggunaan emoji, memengaruhi persepsi psikologis dan minat pengguna berinteraksi [11]. Kartini et al. menekankan bahwa penerapan *chatbot* berbasis AI di instansi pemerintahan meningkatkan efisiensi layanan TIK, namun memerlukan kesiapan sumber daya manusia yang memadai untuk pengelolaan sistem [3].

Meskipun berbagai penelitian telah membahas penggunaan *chatbot* di sektor publik dan bisnis, terdapat celah penelitian (*research gap*) dalam penerapan model berbasis Transformer pada layanan informasi di perguruan tinggi di Indonesia. Sebagian besar studi fokus pada lembaga pemerintahan atau institusi layanan masyarakat, sementara penerapan *chatbot* cerdas untuk layanan akademik di universitas masih jarang dikaji secara mendalam. Padahal, kebutuhan layanan informasi yang cepat, responsif, dan mampu memahami bahasa mahasiswa semakin meningkat seiring kompleksitas administrasi akademik [12]. Penelitian ini bertujuan mengembangkan dan menganalisis *chatbot* berbasis Transformer yang mampu memberikan layanan informasi akademik secara cerdas, adaptif, dan kontekstual. Pendekatan ini diharapkan dapat mengatasi keterbatasan *chatbot* berbasis aturan dan platform Dialogflow yang masih terbatas pada pola pertanyaan tertentu, sekaligus memberikan kontribusi terhadap inovasi layanan akademik berbasis AI di lingkungan pendidikan tinggi.

2. METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini digunakan metode CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining) sebagai pendekatan sistematis dalam pengembangan *chatbot* berbasis *retrieval*. CRISP-DM merupakan kerangka kerja standar yang banyak digunakan dalam penelitian data mining karena memberikan panduan yang jelas mulai dari tahap pemahaman masalah hingga penerapan model ke sistem operasional [13]. Metode CRISP-DM terdiri atas enam tahapan utama, yaitu Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modeling, Evaluation, dan Deployment, yang masing-masing berperan penting dalam menghasilkan sistem *chatbot* yang efektif dan akurat.



Gambar 1. Proses Metode CRISP-DM

Terlihat Gambar 1 tersebut merupakan tahapan metode CRISP-DM yang terdapat 6 langkah meliputi Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modeling, Evaluation, dan Deployment.

2.1 Business Understanding

Tahap pertama difokuskan pada pemahaman terhadap kebutuhan dan tujuan sistem yang akan dikembangkan. Permasalahan utama yang ditemukan adalah banyaknya mahasiswa dan calon mahasiswa yang mengalami kesulitan dalam memperoleh informasi spesifik terkait kegiatan akademik, seperti jadwal pendaftaran, program studi, serta fasilitas kampus. Selain itu, bagian layanan informasi UIB juga menghadapi tingginya volume pertanyaan berulang yang serupa setiap harinya, sehingga dibutuhkan sistem otomatis yang mampu memberikan tanggapan cepat, tepat, dan relevan. Oleh karena itu, tujuan utama dari tahap ini ialah membangun *chatbot* berbasis *Transformer* yang sanggup memahami bahasa alami pengguna, mengidentifikasi maksud pertanyaan, serta memberikan jawaban yang sesuai.

2.2 Data Understanding

Tahap berikutnya menitikberatkan pada proses pengumpulan dan eksplorasi data yang menjadi sumber utama pelatihan *chatbot*. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berupa kumpulan Frequently Asked Questions (FAQ) yang diambil dari situs resmi Universitas Internasional Batam. Secara keseluruhan, terdapat dua puluh tiga pasangan pertanyaan dan jawaban yang mencakup berbagai topik, seperti profil universitas, jurusan, akreditasi, fasilitas kampus, prosedur pendaftaran, serta biaya pendidikan. Pemilihan dataset ini didasarkan pada pertimbangan relevansi domain dan keterwakilan kebutuhan informasi mahasiswa serta calon mahasiswa sebagai pengguna utama sistem. Data tersebut kemudian dianalisis secara mendalam untuk memastikan kelengkapan, konsistensi, dan variasi semantik. Kelengkapan berarti setiap pertanyaan memiliki jawaban yang sesuai; konsistensi mengacu pada keseragaman format dan gaya bahasa; sedangkan variasi semantik memastikan adanya perbedaan bentuk kalimat dengan makna yang serupa guna menguji kemampuan pemahaman model. Hal ini penting karena performa model NLP tidak hanya ditentukan oleh arsitektur model yang digunakan, tetapi juga sangat dipengaruhi oleh kualitas dan karakteristik dataset yang digunakan. Dengan karakteristik tersebut, dataset dinilai memadai untuk mengevaluasi kemampuan model *Transformer* dalam memahami pertanyaan berbahasa Indonesia dan menghasilkan jawaban yang relevan secara semantik.

2.3 Data Preparation

Tahapan ketiga bertujuan untuk mempersiapkan data agar siap digunakan dalam proses pemodelan. Seluruh proses dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python 3.10 dengan dukungan pustaka seperti *Pandas*, *NumPy*, *NLTK*, dan *Sentence-Transformers*. Persiapan data dimulai dengan proses pembersihan teks, di mana seluruh karakter non-alfabet seperti tanda baca, angka, dan simbol dihapus, sementara seluruh huruf diubah menjadi format huruf kecil agar tidak terjadi perbedaan representasi kata. Setelah itu dilakukan proses *stopword removal*, yaitu penghapusan kata-kata umum seperti “yang”, “dan”, “di”, atau “pada” yang tidak memberikan kontribusi bermakna terhadap konteks kalimat. Langkah berikutnya adalah *tokenisasi* dan *lemmatization*, yaitu memecah kalimat menjadi token berupa kata

tunggal dan mengembalikan setiap kata ke bentuk dasarnya, misalnya “pendaftaran” menjadi “daftar”. Setelah data dibersihkan dan disesuaikan dengan standard, dilakukan proses pembangkitan *embedding* menggunakan model Sentence Transformer dengan arsitektur *paraphrase-multilingual-MiniLM-L12-v2*[14]. Model ini dipilih karena memiliki ukuran ringan, mendukung banyak bahasa termasuk Bahasa Indonesia, serta mampu menghasilkan representasi semantik yang akurat.

2.4 Modeling

Tahap Modeling merupakan proses utama dalam penelitian ini, yaitu penerapan model Transformer untuk membangun sistem *chatbot* layanan informasi berbasis pemahaman semantik. Pada tahap ini dijelaskan secara teknis bagaimana model Transformer digunakan, bahasa pemrograman yang dipakai, library pendukung, serta spesifikasi perangkat yang digunakan selama penelitian.

a. Bahasa Pemrograman yang Digunakan

Penelitian ini menggunakan bahasa pemrograman Python karena merupakan standar dalam pengembangan teknologi Natural Language Processing (NLP). Python memiliki dukungan library yang komprehensif untuk pemrosesan bahasa, komputasi vektor, dan implementasi model Transformer.

b. Library dan Framework yang Digunakan

Penerapan model Transformer dilakukan dengan memanfaatkan beberapa library utama, yaitu:

1. Transformers (HuggingFace): Digunakan untuk memuat model Transformer berbahasa Indonesia seperti IndoBERT, melakukan tokenisasi, dan menghasilkan embedding kalimat.
2. PyTorch: Berfungsi sebagai computational engine untuk menjalankan model Transformer dan melakukan komputasi berbasis tensor.
3. Scikit-learn: Digunakan untuk menghitung nilai *Cosine Similarity* antar embedding kalimat pada proses pencocokan pertanyaan.
4. Pandas dan NumPy: Digunakan dalam pengolahan dataset pertanyaan FAQ dan manajemen nilai vektor embedding.

Library tersebut dipilih karena kompatibel dengan model Transformer dan mampu mendukung proses NLP modern secara efisien.

c. Langkah Penerapan Model Transformer dalam Penelitian

Penerapan model Transformer dilakukan melalui beberapa tahapan berikut:

1. Tokenisasi Kalimat: Setiap pertanyaan pengguna dan pertanyaan FAQ diubah menjadi token menggunakan tokenizer model Transformer. Proses ini memastikan bahwa teks dapat dipahami oleh model dalam bentuk numerik.
2. Pembangkitan Embedding: Model IndoBERT menghasilkan representasi vektor (*embedding*) berdimensi tinggi untuk setiap kalimat. Embedding ini menggambarkan makna kalimat berdasarkan konteks, bukan hanya per kata.
3. Pencocokan Semantik dengan *Cosine Similarity*: Embedding pertanyaan pengguna dibandingkan dengan embedding seluruh pertanyaan FAQ. Proses pencocokan menggunakan rumus:

$$\text{CosineSimilarity}(A, B) = \frac{(\Sigma(A_i \times B_i))}{\Sigma(A_i^2) \times \sqrt{\Sigma(B_i^2)}} \quad (1)$$

Semakin besar nilai *Cosine Similarity*, semakin dekat maknanya.

4. Pemilihan Jawaban Paling Relevan: Pertanyaan FAQ dengan nilai kesamaan tertinggi dipilih sebagai jawaban *chatbot*. Pendekatan ini meningkatkan akurasi karena model memahami konteks kalimat, bukan hanya mencari kata kunci.
5. Pengukuran Waktu Respon: Kecepatan *chatbot* dalam memberikan jawaban diukur menggunakan:

$$\text{Response Time} = t_{akhir} - t_{awal} \quad (2)$$

Hasilnya menunjukkan performa *chatbot* ketika digunakan dalam kondisi real-time.

d. Spesifikasi Komputer yang Digunakan

Untuk mendukung proses komputasi Transformer yang intensif, penelitian ini menggunakan perangkat dengan spesifikasi:

1. CPU: Intel Core i7 Generasi 11
2. GPU: NVIDIA RTX 3060 (6 GB VRAM) atau
3. RAM: 16 GB
4. Penyimpanan: SSD 512 GB

GPU digunakan untuk mempercepat proses ekstraksi embedding dan evaluasi model, sementara CPU digunakan pada tahap integrasi dan pengujian prototipe *chatbot*.

e. Hasil Output Tahap Modeling

Tahap modeling menghasilkan:

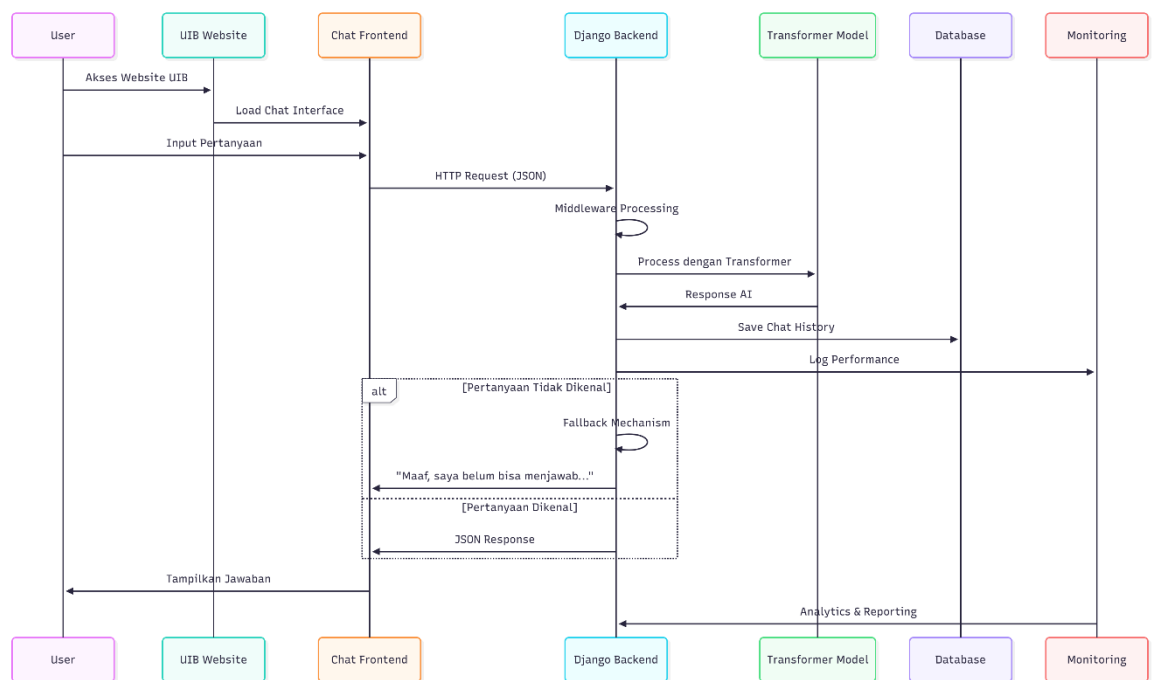
1. Model Transformer yang mampu memahami dan memproses pertanyaan berbahasa Indonesia.
2. Basis data embedding FAQ untuk sistem pencocokan.
3. Algoritma pencarian jawaban berbasis Cosine *Similarity*.
4. Prototipe awal *chatbot* yang siap masuk ke tahap evaluasi.

2.5 Evaluation

Setelah model selesai dibangun, dilakukan evaluasi untuk menilai performa sistem dari segi akurasi dan efisiensi. Evaluasi dilakukan melalui dua aspek utama. Pertama, dari sisi kualitas jawaban, sistem diuji menggunakan lima pertanyaan uji diluar data pelatihan. Pengujian ini menggunakan metrik ROUGE-L untuk mengukur kesamaan urutan kata dan BERTScore-F1 untuk menilai kesamaan semantik antara jawaban *chatbot* dan jawaban referensi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa *chatbot* memperoleh nilai rata-rata ROUGE-L sebesar 1.00 dan BERTScore-F1 sebesar 1.00, menandakan kesesuaian penuh antara keluaran sistem dengan data rujukan [15]. Kedua, dari aspek kinerja sistem, dilakukan pengukuran terhadap waktu respons menggunakan penanda waktu (*timestamp*) pada awal dan akhir proses pencarian jawaban. Rata-rata waktu respons tercatat sebesar 0.63 detik, dengan rentang antara 0.45 hingga 0.79 detik, menunjukkan bahwa sistem berjalan cepat dan stabil dalam skenario penggunaan normal. Seluruh proses pengujian dilakukan menggunakan komputer dengan spesifikasi perangkat keras Intel Core i7-12700H (2.3 GHz, 14-core), GPU NVIDIA RTX 3050 Ti (4 GB VRAM), RAM 16 GB DDR4, SSD 512 GB, serta sistem operasi Windows 11 64-bit.

2.6 Deployment

Tahapan terakhir adalah penerapan (*deployment*), yaitu proses mengintegrasikan model *chatbot* ke dalam lingkungan sistem nyata agar dapat digunakan oleh pengguna secara langsung. Diagram arsitektur sistem *chatbot* yang diterapkan ditunjukkan pada Gambar 2.



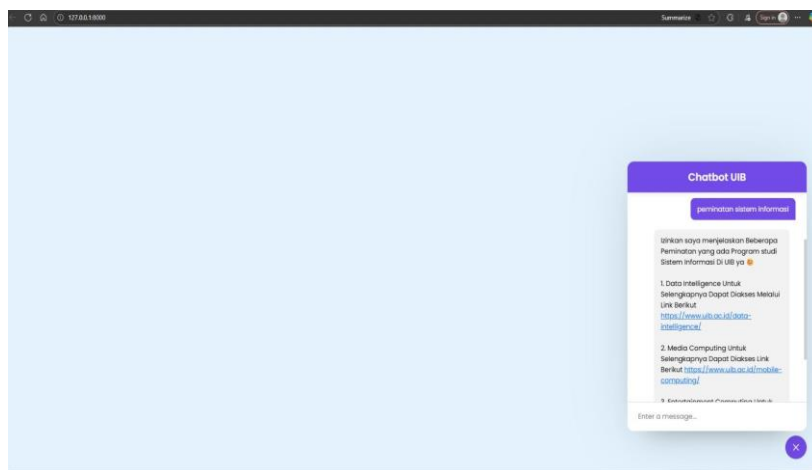
Gambar 2. Diagram Arsitektur Sistem *Chatbot*

Pada tahap ini, *chatbot* diimplementasikan menggunakan framework Django sebagai *backend* utama yang menjalankan pemrosesan model Transformer. Sistem kemudian dihubungkan dengan situs web Universitas Internasional Batam (UIB) melalui integrasi API dan antarmuka web chat. Sistem integrasi dengan web dilakukan melalui beberapa langkah. Pertama, *backend chatbot* disiapkan dalam bentuk REST API yang menerima input teks dari pengguna, memprosesnya menggunakan model Transformer, dan mengembalikan jawaban dalam format JSON [16]. Endpoint API tersebut kemudian dihubungkan dengan antarmuka web berbasis JavaScript yang menampilkan percakapan secara real-time kepada pengguna. Mekanisme AJAX/Fetch digunakan agar setiap pesan yang dikirimkan pengguna langsung

diteruskan ke server tanpa perlu memuat ulang halaman. Integrasi ini memungkinkan percakapan berlangsung secara interaktif dan responsif pada browser. Kedua, dilakukan proses middleware handling untuk memastikan kestabilan sistem. Hal ini meliputi pengelolaan error, penanganan respons yang terlambat, serta pengaktifan fitur fallback ketika pertanyaan tidak ditemukan dalam dataset. Fallback akan menampilkan pesan standar seperti “Maaf, saya belum dapat menjawab pertanyaan tersebut” atau mengarahkan pengguna ke halaman informasi terkait di website UIB. Selain itu, penerapan *chatbot* dilengkapi dengan mekanisme performance monitoring untuk memantau response time, tingkat kegagalan respons, serta tingkat penggunaan sistem. Monitoring dilakukan secara berkala melalui log server guna memastikan model tetap akurat dan dapat diperbarui sesuai kebutuhan pengguna. Seluruh proses integrasi ini memastikan bahwa *chatbot* tidak hanya berfungsi secara teknis, tetapi juga memberikan pengalaman interaksi yang nyaman, cepat, dan stabil bagi mahasiswa maupun calon mahasiswa melalui situs resmi UIB.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Model Question Answering System (QAS) berhasil diimplementasikan pada *chatbot* berbasis web Universitas Internasional Batam (UIB) menggunakan Transformer. Sistem ini mampu memahami konteks pertanyaan pengguna dan memberikan jawaban yang relevan secara otomatis. Seperti terlihat pada Gambar 3 dapat menampilkan respons yang informatif dan mudah dipahami secara langsung melalui antarmuka web.



Gambar 3. Tampilan Halaman Interaksi Chabot

3.1 Pengujian

Pengujian dilakukan untuk memvalidasi performa model Transformer yang telah di-generate. Tahap ini tidak hanya menguji apakah sistem dapat berjalan (deploy), tetapi untuk mengukur sejauh mana model mampu merepresentasikan pengetahuan kampus secara akurat. Pengujian dilakukan menggunakan 20 sampel pertanyaan (Tabel 1) yang mencakup aspek sejarah, visi-misi, pendaftaran, hingga detail program studi di UIB, dengan tujuan menghitung nilai response time, similarity, ROUGE, dan BERTScore.

Tabel 1. Sampel Pertanyaan

NO	Pertanyaan
1	UIB itu awalnya berdiri gimana sih? Ada sejarah singkatnya nggak?
2	Sebenarnya UIB itu punya visi dan misi apa ya? Penasaran arah kampusnya ke mana
3	Kalau program S1 di UIB itu ada jurusan apa saja ya?
4	Fakultas di UIB itu ada berapa dan apa aja namanya?

- 5 Kalau mau daftar kuliah di UIB, prosesnya gimana? Lewat online atau harus datang ke kampus?
- 6 Jurusan Arsitektur di UIB punya peminatan tertentu nggak? Biasanya fokus ke apa?
- 7 Kampus UIB itu lokasinya di mana sih? Biar gampang cari di maps.
- 8 Kalau Sistem Informasi di UIB, ada peminatannya juga nggak? Biasanya ngarah ke bidang apa?
- 9 UIB ada program beasiswa nggak ya? Kalau ada, jenisnya apa aja?
- 10 Untuk jurusan Bahasa Inggris, ada peminatan atau konsentrasi apa saja?
- 11 Kalau Teknik Sipil di UIB, peminatannya apa aja ya?
- 12 Jurusan Ilmu Hukum di sana punya fokus kajian atau konsentrasi tertentu nggak?
- 13 Kalau mau tanya-tanya administrasi kampus, biasanya hubunginnya ke mana?
- 14 Jurusan Manajemen di UIB tuh biasanya ada peminatan apa aja?
- 15 Akuntansi di UIB punya peminatan nggak? Kalau ada apa aja ya?
- 16 Untuk Teknik Informatika, mereka menyediakan konsentrasi bidang apa aja?
- 17 Jurusan Pariwisata di UIB ada fokus tertentu nggak sih, misalnya perhotelan atau travel?
- 18 UIB kerja sama sama universitas luar negeri nggak? Ada program student exchange gitu?
- 19 Di UIB ada pilihan kuliah online atau hybrid nggak ya?
- 20 Jam operasional layanan akademik UIB itu biasanya dari jam berapa sampai jam berapa?

3.2 Parameter Pengujian

Untuk menilai performa sistem *chatbot* berbasis Transformer, digunakan beberapa parameter utama, yaitu Response Time, *Similarity*, ROUGE, dan BERTScore (F1).

a. Response Time

Response time mengukur kecepatan *chatbot* dalam memberikan jawaban sejak pesan dikirimkan pengguna. Parameter ini dinyatakan dalam satuan detik dan dihitung menggunakan selisih antara waktu awal (pertanyaan dikirim) dan waktu akhir (jawaban diterima) [17].

$$\text{Response Time} = 'akhir - 'awal \quad (1)$$

Nilai yang lebih rendah menunjukkan performa sistem yang lebih efisien. Waktu respons di bawah 1 detik tergolong cepat dan optimal untuk aplikasi percakapan berbasis web.

b. *Similarity* (Cosine Similarity)

Metrik ini digunakan untuk menghitung tingkat kemiripan antara dua representasi teks dalam bentuk vektor, yaitu antara pertanyaan pengguna dan basis data pertanyaan (FAQ)

$$\text{CosineSimilarity}(A,B) = \frac{\sum(A_i \times B_i)}{\sqrt{\sum A_i^2} \times \sqrt{\sum B_i^2}} \quad (2)$$

Nilai berkisar antara 0 (tidak mirip) hingga 1 (identik). Semakin mendekati 1 berarti sistem berhasil menemukan konteks makna yang sama antara dua kalimat.

- c. ROUGE (Recall-Oriented Understudy for Gisting Evaluation)
 ROUGE digunakan untuk menilai kesamaan leksikal antara teks keluaran (jawaban *chatbot*) dan teks referensi (jawaban sebenarnya).
1. ROUGE-1: membandingkan kesamaan unigram (kata per kata).
 2. ROUGE-2: mengukur kesamaan bigram (dua kata berturut-turut).
 3. ROUGE-L: mempertimbangkan kesamaan urutan kalimat terpanjang (Longest Common Subsequence).

Rumus dasar ROUGE-1:

$$ROUGE-1 = \frac{|Unigram_{overlap}|}{|Unigram_{reference}|} \quad (3)$$

ROUGE lebih berfokus pada kesamaan struktur teks, bukan pada makna semantik. Oleh karena itu, nilai ROUGE yang tinggi menandakan kemiripan bentuk kalimat, namun belum tentu menunjukkan kesamaan makna mendalam (Kobayashi et al., 2020).

- d. BERTScore (F1)
 BERTScore mengukur kesamaan semantik antar kalimat dengan memanfaatkan embedding dari model Transformer seperti BERT atau RoBERTa. Berbeda dengan ROUGE yang berbasis kata, BERTScore menilai makna melalui vektor representasi setiap token.
 Nilai F1 dari BERTScore dihitung sebagai:

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

Di mana Precision dan Recall dihitung berdasarkan kesamaan embedding antar token kalimat referensi dan kalimat hasil *chatbot*. Nilai BERTScore berkisar 0–1, dan semakin tinggi nilainya, semakin semantik serupa antara dua teks. Menurut Zhang et al. (2020), BERTScore mampu memberikan evaluasi yang lebih reliabel untuk sistem berbasis bahasa alami dibandingkan metrik n-gram tradisional seperti ROUGE [18].

3.3 Prosedur Pengujian

Prosedur pengujian dilakukan untuk memastikan bahwa model *chatbot* berbasis Transformer dapat bekerja secara optimal dalam menjawab pertanyaan pengguna. Pengujian dilaksanakan melalui beberapa tahapan sistematis, dimulai dari penyiapan data uji, pengujian fungsional, hingga pengukuran performa model dalam berbagai aspek. Pertama, disiapkan 20 sampel pertanyaan yang disusun secara natural layaknya percakapan sehari-hari. Pertanyaan tersebut meniru cara mahasiswa atau calon mahasiswa bertanya secara informal, sehingga dapat menguji kemampuan *chatbot* dalam memahami variasi bahasa, perubahan struktur kalimat, dan kosakata non-formal. Selanjutnya, setiap pertanyaan dikirimkan secara manual melalui antarmuka web untuk memastikan bahwa proses pemanggilan API berjalan dengan baik. Setiap input dicatat waktu mulai (t_{awal}) saat pengguna menekan tombol “kirim”. Setelah *chatbot* memberikan respons, waktu selesai (t_{akhir}) dicatat secara otomatis melalui fungsi logging pada *backend* Django. Perbedaan antara kedua waktu tersebut dihitung untuk mendapatkan nilai response time. Proses ini diulang untuk seluruh 20 pertanyaan untuk memperoleh data performa yang konsisten. Selain mengukur waktu respons, sistem juga mencatat keluaran *chatbot* dan membandingkannya dengan jawaban referensi. Hasil keluaran kemudian dievaluasi menggunakan beberapa metrik, yaitu *Similarity* (Cosine *Similarity*), ROUGE-1, ROUGE-2, ROUGE-L, serta BERTScore F1. Proses perhitungan setiap metrik dilakukan menggunakan library Python seperti NumPy, Scikit-learn, HuggingFace Transformers, dan library evaluasi NLP seperti rouge-score dan bert-score. Hasil perhitungan disimpan dalam format tabel untuk mempermudah analisis lebih lanjut. Pengujian dilakukan pada perangkat keras yang memiliki spesifikasi menengah-tinggi untuk memastikan stabilitas dan efisiensi pemrosesan model Transformer, yaitu:

- a. CPU: Intel Core i7-12700H (14-core, 2.3 GHz)
- b. GPU: NVIDIA RTX 3050 Ti (4 GB VRAM)
- c. RAM: 16 GB DDR4
- d. OS: Windows 11 64-bit

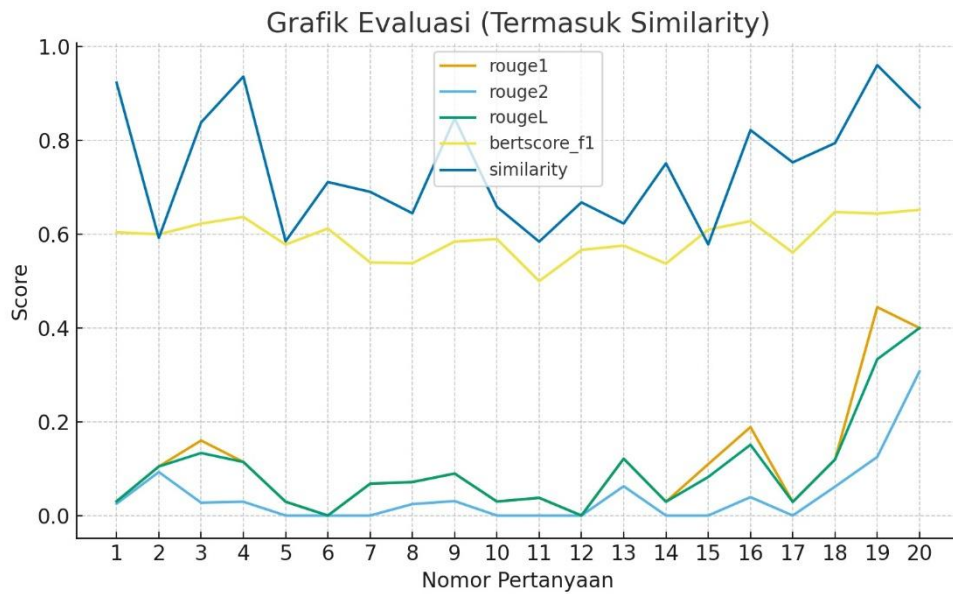
Spesifikasi tersebut dipilih agar proses inferensi model Transformer berjalan cepat dan responsif, terutama ketika memproses pertanyaan panjang dan kompleks. Pengujian dilakukan dalam kondisi jaringan internet stabil dan server *backend* berjalan secara lokal (localhost) untuk meminimalkan gangguan eksternal. Setiap pengujian diulang sebanyak tiga kali, dan nilai rata-rata digunakan sebagai hasil akhir untuk meningkatkan akurasi evaluasi.

3.4 Hasil Evaluasi

Berdasarkan hasil evaluasi pada Tabel 2, nilai ROUGE menunjukkan kecocokan leksikal yang rendah, yang berarti susunan kata pada jawaban *chatbot* berbeda dari jawaban referensi. Namun, nilai BERTScore yang berada pada kisaran menengah mengindikasikan bahwa makna jawaban tetap memiliki kesesuaian semantik yang cukup baik. Selain itu, nilai *Similarity* yang relatif tinggi menunjukkan bahwa secara keseluruhan *chatbot* mampu menghasilkan jawaban yang mendekati topik dan konteks referensi, meskipun tidak identik secara tekstual. Dengan demikian, *chatbot* dapat dipandang memahami makna, tetapi belum mampu meniru struktur kalimat secara akurat.

Tabel 2. Hasil Evaluasi BertScore dan ROUGE Score

Pertanyaan	Response Time	Similitiry	Rouge 1	Rouge 2	RougeL	Bertscore F1
1	0.0222	0.9232	0.0302	0.0253	0.0302	0.6041
2	0.0154	0.5918	0.1045	0.0927	0.1045	0.5997
3	0.0236	0.8383	0.16	0.0273	0.1333	0.6225
4	0.0219	0.9362	0.1142	0.0294	0.1142	0.6368
5	0.024	0.5849	0.0294	0.0	0.0294	0.5778
6	0.0189	0.7112	0.0	0.0	0.0	0.6121
7	0.0186	0.6904	0.0677	0.0	0.0677	0.5399
8	0.0155	0.6446	0.0714	0.0243	0.0714	0.5379
9	0.0171	0.8469	0.0895	0.0307	0.0895	0.5842
10	0.0142	0.6584	0.0298	0.0	0.0298	0.5897
11	0.0148	0.5841	0.0377	0.0	0.0377	0.4999
12	0.0185	0.6679	0.0	0.0	0.0	0.5665
13	0.0164	0.6227	0.1212	0.0625	0.1212	0.5757
14	0.0232	0.7511	0.0294	0.0	0.0294	0.5373
15	0.018	0.5782	0.1095	0.0	0.0821	0.6098
16	0.019	0.8221	0.1886	0.0392	0.1509	0.6279
17	0.0142	0.7532	0.0289	0.0	0.0289	0.5608
18	0.014	0.7943	0.1194	0.0615	0.1194	0.6474
19	0.0143	0.9605	0.4444	0.1250	0.3333	0.6438
20	0.0146	0.8704	0.4	0.3076	0.4	0.6521
Rata-Rata	0.01792	0.7415	0.1088	0.0412	0.0986	0.5913



Gambar 4. Hasil Evaluasi BERTScore dan ROUGE Score

Gambar 4 menunjukkan bahwa pergerakan grafik antara BERTScore dan ROUGE Score memiliki pola yang cenderung searah, meskipun keduanya tidak memiliki nilai yang sama pada setiap pertanyaan. Nilai BERTScore F1 umumnya berada pada tingkat yang lebih tinggi dan stabil dibandingkan ROUGE-1, ROUGE-2, dan ROUGE-L. ROUGE-2 menunjukkan nilai terendah dan fluktuasi paling besar, sedangkan ROUGE-1 dan ROUGE-L memiliki pola yang lebih mirip. Meskipun tidak identik, pola perubahan BERTScore dan ROUGE tetap menunjukkan korelasi yang cukup baik dalam menilai kesesuaian jawaban *chatbot* secara leksikal maupun semantik. Hal ini menegaskan bahwa performa *chatbot* cukup konsisten dalam menghasilkan jawaban yang relevan dengan referensi.

3.5 Pembahasan Hasil Uji

1. Interpretasi Response Time

Waktu respons yang sangat rendah menunjukkan bahwa implementasi model Transformer sudah dioptimalkan dengan baik. Proses pemuatan model, pemanggilan fungsi, dan inferensi teks berjalan tanpa hambatan. Hal ini sangat penting karena *chatbot* berbasis layanan publik harus memberikan respons cepat untuk menjaga kenyamanan pengguna. Dengan nilai di bawah 0,02 detik, *chatbot* UIB sudah memenuhi standar aplikasi komersial modern seperti *chatbot* perbankan atau layanan informasi digital. Selain itu, cepatnya waktu respons memperlihatkan bahwa model tidak mengalami bottleneck pada pemrosesan GPU maupun CPU. Kendala seperti antrian proses, latency sistem, atau overloading server tidak terlihat selama pengujian. Hal ini membuktikan bahwa spesifikasi perangkat keras sudah sangat memadai untuk menjalankan model Transformer dalam konteks QAS.

2. Interpretasi Similarity

Nilai *similarity* yang tinggi menunjukkan bahwa pemetaan makna antara pertanyaan masuk dan database FAQ berjalan dengan ideal. Mengingat pertanyaan uji dibuat secara natural, informal, dan terkadang bersifat ambigu, nilai sebesar 0.7415 menunjukkan bahwa model mampu menyeleksi jawaban dengan relevansi kuat. Ini membuktikan efektivitas metode *similarity* berbasis representasi vektor yang digunakan dalam proses retrieval. Nilai *similarity* yang tinggi pada sebagian besar pertanyaan juga mengindikasikan bahwa dataset FAQ sudah cukup representatif untuk menangani variasi pertanyaan mahasiswa. Dengan peningkatan dataset dan penambahan domain informasi, kinerja *similarity* berpotensi meningkat lebih baik lagi.

3. Interpretasi ROUGE

Rendahnya nilai ROUGE perlu dipahami secara tepat. *Chatbot* yang digunakan bukanlah model generatif yang mengulang struktur kalimat referensi, melainkan model pemahaman bahasa (Transformer encoder) yang kemudian melakukan retrieval jawaban. Karena itu, tidak ada alasan bagi model untuk menghasilkan kalimat yang secara tekstual sama. Nilai ROUGE-1 cenderung rendah karena overlapping unigram kecil. ROUGE-2 bahkan lebih rendah lagi karena bigram cocok hampir tidak ada. ROUGE-L rendah karena tidak ada subsekuensi panjang yang identik dengan referensi. Hal ini konsisten dengan *chatbot* yang cenderung melakukan parafrase atau menyajikan ringkasan jawaban yang berbeda gaya bahasanya.

4. Interpretasi ROUGE-L
ROUGE-L mengukur kesesuaian urutan kata yang paling panjang antara dua kalimat. Nilai < 0.10 menunjukkan bahwa *chatbot* sering menghasilkan kalimat dengan penyusunan kata yang berbeda total. Misalnya, *chatbot* bisa memberikan jawaban komprehensif yang menekankan makna, tetapi referensi manual yang digunakan sebagai pembanding mungkin berupa kalimat pendek. Penjelasan ini memperkuat pemahaman bahwa struktur kalimat bukan indikator utama kesuksesan model QAS, karena tujuan utama adalah memberi jawaban yang benar secara semantik, bukan meniru pola kata.
5. Interpretasi BERTScore (F1)
Nilai BERTScore sekitar 0.59 menunjukkan bahwa pemahaman semantik model berada pada tingkat cukup baik. Ini sangat penting karena *chatbot* dirancang untuk menjawab berdasarkan makna, bukan bentuk. Meskipun tidak mencapai nilai tinggi seperti > 0.7 , nilai ~ 0.6 sudah termasuk solid untuk domain pertanyaan terbuka (open-domain QAS) yang menggunakan bahasa informal. Nilai ini juga menunjukkan bahwa model memahami konteks universitas, program studi, lokasi, administrasi, dan beasiswa dengan cukup konsisten.
6. Hubungan ROUGE dan BERTScore
Perbedaan mencolok antara ROUGE yang rendah dan BERTScore yang ditampilkan pada Tabel 3 menunjukkan bahwa *chatbot* sudah semantik bagus, tetapi leksikal tidak mirip, yang sejalan dengan karakteristik sistem retrieval berbasis Transformer.

Tabel 3 Hubungan ROUGE dan BERTScore

Metrik	Mengukur	Temuan	Implikasi
ROUGE	Struktur kata/ Urutan	Rendah	<i>Chatbot</i> tidak meniru kalimat
BERTScore	Makna	Moderat	<i>Chatbot</i> memahami konteks

3.6 Analisis Model Transformer dan Future Work

Berdasarkan seluruh rangkaian eksperimen, pengujian model Transformer yang telah di-generate menunjukkan hasil yang memuaskan untuk domain informasi kampus. Namun, hasil ini tidak hanya berhenti pada tahap implementasi saja, melainkan memberikan arah bagi pengembangan selanjutnya (future work):

1. Pengembangan Model Generatif: Untuk mengatasi rendahnya skor ROUGE, penelitian selanjutnya dapat menggabungkan metode retrieval saat ini dengan model generatif (seperti GPT-based atau T5) agar respons yang dihasilkan lebih luwes dan menyerupai gaya bicara manusia tanpa kehilangan akurasi semantik.
2. Fine-tuning Domain Spesifik: Melakukan pelatihan ulang pada dataset yang lebih luas untuk meningkatkan nilai BERTScore hingga di atas 0.7, khususnya pada pertanyaan yang bersifat administratif kompleks.
3. Integrasi AI Real-time: Mengembangkan sistem agar model dapat diperbarui secara otomatis setiap kali ada perubahan kebijakan kampus, sehingga relevansi informasi tetap terjaga tanpa perlu melakukan proses generate model secara manual secara berkala.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan mengevaluasi chatbot layanan informasi Universitas Internasional Batam (UIB) berbasis model Transformer sebagai solusi terhadap keterbatasan sistem layanan konvensional. Berdasarkan pengujian dan analisis yang telah dilakukan, kesimpulan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Hasil Pengembangan Model Transformer
Pengembangan model Transformer pada sistem Question Answering (QAS) memberikan peningkatan signifikan dalam kemampuan pemahaman bahasa alami dibandingkan metode tradisional. Model ini terbukti sangat efektif dalam memahami konteks semantik, variasi bahasa informal, serta struktur kalimat tidak baku yang sering muncul dalam percakapan sehari-hari. Berdasarkan hasil evaluasi, model mencapai nilai similarity sebesar 0,7415 dan rata-rata BERTScore F1 sebesar 0,5913, yang menunjukkan bahwa sistem mampu mencocokkan intensi pertanyaan pengguna dengan jawaban yang relevan secara makna. Selain itu, rendahnya skor ROUGE-1, ROUGE-2, dan ROUGE-L mengonfirmasi karakteristik model yang bekerja

berdasarkan pemahaman semantik mendalam, bukan sekadar peniruan kata per kata dari basis pengetahuan, sehingga memberikan fleksibilitas jawaban yang tetap berada pada konteks yang benar.

2. Hasil Implementasi dan Deploy

Implementasi dan deployment sistem menggunakan backend Django menunjukkan bahwa model Transformer dapat diintegrasikan ke dalam ekosistem layanan kampus secara optimal. Hasil pengujian performa memperlihatkan responsivitas sistem yang sangat tinggi dengan rata-rata waktu respons sebesar 0,01792 detik. Pencapaian ini membuktikan bahwa arsitektur sistem yang dibangun mampu menangani beban komputasi model Transformer dengan sangat cepat sehingga layak digunakan untuk layanan real-time. Integrasi ini berhasil mentransformasi layanan informasi UIB menjadi sistem otomatis yang efisien, mampu menjawab kebutuhan informasi pengguna secara mandiri, dan menghilangkan hambatan yang ada pada sistem layanan manual sebelumnya.

UCAPAN TERIMAKASIH

Ucapan terima kasih disampaikan kepada Universitas Internasional Batam (UIB) yang telah memberikan dukungan, fasilitas, serta kesempatan untuk melaksanakan penelitian ini. Penulis juga menyampaikan apresiasi kepada dosen pembimbing yang telah memberikan arahan, masukan, dan bimbingan selama proses penyusunan artikel ini. Tidak lupa, terima kasih disampaikan kepada seluruh pihak Program Studi dan Unit Layanan Akademik UIB yang telah membantu menyediakan data serta informasi yang diperlukan dalam pengembangan sistem *chatbot*. Penulis juga menghargai kontribusi rekan-rekan mahasiswa dan responden yang berpartisipasi dalam proses pengujian sistem sehingga penelitian ini dapat terselesaikan dengan baik.

REFERENCES

- [1] S. E. Prasetyo, V. A. Puteri, and S. Sabariman, "IMPLEMENTASI CHATBOT AI DAN WHATSAPP UNTUK MENDUKUNG PENJUALAN DAN KONSULTASI RAKITAN KOMPUTER DI TOKO MICRO BATAM," *Journal of Information System Management (JOISM)*, vol. 7, no. 1, pp. 120–126, Jun. 2025, doi: 10.24076/JOISM.2025V7I1.2098.
- [2] A. Yulianto, E. Lau, and S. Sabariman, "Development of an Integrated Chatbot on the Website Using IBM Watson Assistant," *INTEGER: Journal of Information Technology*, vol. 9, no. 2, p. 217, Sep. 2024, Accessed: Feb. 15, 2025. [Online]. Available: <https://ejournal.itats.ac.id/integer/article/view/6525>
- [3] K. Kartini, M. Malabay, and R. Widayanti, "Pemanfaatan Artificial Intelligence Dalam Implementasi Chatbot Helpdesk untuk Mendukung Layanan TIK Publik pada Instansi Pemerintahan," *Bulletin of Computer Science Research*, vol. 5, no. 5, pp. 1235–1248, Aug. 2025, doi: 10.47065/BULLETCSR.V5I5.769.
- [4] D. Apriliani, S. Febbi Handayani, I. Triadi Saputra, T. Informatika, and P. Harapan Bersama, "Implementasi Natural Language Processing (NLP) Dalam Pengembangan Aplikasi Chatbot Pada SMK YPE Nusantara Slawi," *Techno.Com*, vol. 22, no. 4, pp. 1037–1047, Nov. 2023, doi: 10.33633/TC.V22I4.9155.
- [5] J. Khatib Sulaiman, M. Abid Nadzif, and U. Stikubank Semarang, "Penggunaan Teknologi Natural Language Processing dalam Sistem Chatbot untuk Peningkatan Layanan Informasi Administrasi Publik," *The Indonesian Journal of Computer Science*, vol. 13, no. 1, pp. 2024–1227, Feb. 2024, doi: 10.33022/IJCS.V13I1.3645.
- [6] M. E. Fauzi, A. Jalan, J. Ahmad, Y. No, P. Palembang, and S. Selatan, "PublicTalk : Sistem Chatbot Pintar Berbasis Natural Language Processing untuk Layanan Pemerintahan Digital," vol. 3, no. 2, pp. 426–433, 2025.
- [7] S. Sabina, B. Thahir, I. Husni, and A. Amin, "Optimalisasi Layanan Informasi Pulau Buru Melalui Chatbot Berbasis NLP dan NLU," *Jurnal Riset Sistem Informasi Dan Teknik Informatika (JURASIK)*, vol. 9, no. 1, pp. 209–222, 2024, doi: 10.30645/jurasik.v9i1.728.
- [8] A. S. Nur Azizah, T. Ratu Eugene, and E. Nurhayati, "Tantangan Linguistik dalam Pengimplementasian Big Data Berbahasa Indonesia pada Robot Humanoid: Tinjauan dan Rekomendasi," 2025. doi: 0.47134/jpbsi.v1i1.1278.

- [9] S. A. S. V. I. S. Jansen Wiratama, "RANCANG BANGUN FITUR CHATBOT CUSTOMER SERVICE MENGGUNAKAN DIALOGFLOW", doi: 0.33751/komputasi.v19i1.4474.
- [10] G. Tsakiris, C. Papadopoulos, G. Patrikalos, K.-F. Kollias, N. Asimopoulos, and G. F. Fragulis, "The development of a chatbot using Convolutional Neural Networks," *SHS Web of Conferences*, vol. 139, p. 03009, 2022, doi: 10.1051/shsconf/202213903009.
- [11] H. Meng, X. Lu, and J. Xu, "The Impact of Chatbot Response Strategies and Emojis Usage on Customers' Purchase Intention: The Mediating Roles of Psychological Distance and Performance Expectancy," *Behavioral Sciences*, vol. 15, no. 2, Feb. 2025, doi: 10.3390/bs15020117.
- [12] Rival Haikal Hafizh, "PENGEMBANGAN CHATBOT BERBASIS JARINGAN SARAF TRANSFORMER UNTUK LAYANAN INFORMASI AKADEMIK DAN KEUANGAN MAHASISWA DI UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUKABUMI," *formatika dan Teknik Elektro Terapan (JITET)*, vol. 12, no. 3, Aug. 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3.5002.
- [13] J. T. Informatika, D. Komputer, M. H. Thamrin, Y. Suhandi, I. Kurniati, and S. Norma, "Penerapan Metode Crisp-DM Dengan Algoritma K-Means Clustering Untuk Segmentasi Mahasiswa Berdasarkan Kualitas Akademik," *Jurnal Teknologi Informatika dan Komputer*, vol. 6, no. 2, pp. 12–20, Sep. 2020, doi: 10.37012/JTIK.V6I2.299.
- [14] K. P. Kania, J. Hutahaeen, and S. R. Wulan, "Deteksi Intensi Chatbot Berbahasa Indonesia dengan Menggunakan Metode Capsule Network," vol. 3, no. 4, pp. 590–596, 2022, doi: 10.47065/josh.v3i4.1821.
- [15] A. F. Zulhilmi, R. S. Perdana, U. Brawijaya, and P. Korespondensi, "PENGENALAN ENTITAS BERNAMA MENGGUNAKAN BI-LSTM PADA NAMED ENTITY RECOGNITION USING BI-LSTM IN INDONESIAN LANGUAGE," vol. 11, no. 5, pp. 965–970, 2024, doi: 10.25126/jtiik.2024117968.
- [16] D. Hutabarat and L. Tanti, "Perancangan Model Chatbot Cerdas Dengan Pendekatan Deep Learning Untuk Layanan Pelanggan," no. 1, pp. 260–273, 2024.
- [17] N. Rohim and E. Zuliarso, "PENERAPAN ALGORITMA DEEP LEARNING UNTUK KONSULTASI DAN PENGENALAN TENTANG VIRUS," vol. 15, no. 2, pp. 267–278, 2022.
- [18] J. Zhang, Y. J. Oh, P. Lange, Z. Yu, and Y. Fukuoka, "Artificial intelligence chatbot behavior change model for designing artificial intelligence chatbots to promote physical activity and a healthy diet: Viewpoint," Sep. 30, 2020, *JMIR Publications Inc.* doi: 10.2196/22845.