

PENGEMBANGAN CHATBOT ANALISIS DATA MAHASISWA DENGAN TERM FREQUENCY - INVERSE DOCUMENT FREQUENCY DAN LOGISTIC REGRESSION

*[Development of Student Data Analysis Chatbot Using Term Frequency -
Inverse Document Frequency and Logistic Regression]*

Regina Hillary, reginahillary@gmail.com¹⁾, Aliya Cahyanti Wijaya,
aliyawijaya67@gmail.com²⁾, Melvin Wijaya Susanto, vinsjob90@gmail.com³⁾, Kurniawan
Sutanto, L1917@lecturer.ubm.ac.id^{4)*}, dan Marta Lenah Haryanti,
marta.lenah@gmail.com⁵⁾

^{1) 2) 3) 4) 5)} Fakultas Teknologi dan Desain, Universitas Bunda Mulia

Diterima 12 September 2025 / Disetujui 12 Oktober 2025

ABSTRACT

The development of information technology pushes the need of students and educational institutions to understand various academic data, such as test scores, attendance rate, and learning performance. However, data presentation in tables or graphs is often difficult to understand, especially by users who are not familiar with statistical analysis. This study aims to develop a student data analysis chatbot based on Natural Language Processing (NLP) and Machine Learning Method so that academic information can be accessed quickly, easily, and interactively. The method used in this research is Term Frequency – Inverse Document Frequency (TF-IDF) to convert the user's question text into a numerical vector and Logistic Regression to classify intent. The dataset contains academic data of 5,000 students and the model is trained by supervised learning with 80% training and 20% testing data division. The chatbot evaluation result shows accuracy of 83% with precision value 0.86, recall 0.83, and F1-score 0.82. The chatbot can answer various questions such as the number of students, the highest score to the average of attendance. In conclusion, it can be seen that the integration of Natural Language Processing, Term Frequency – Inverse Document Frequency, and Logistic Regression is proven could be efficient in academic data analysis and decision-making support in the educational environment.

Keywords: Chatbot, NLP, Machine Learning, Logistic Regression

ABSTRAK

Perkembangan teknologi informasi mendorong akan kebutuhan mahasiswa dan lembaga pendidikan untuk memahami berbagai macam data akademik, seperti nilai ujian, tingkat kehadiran, dan kinerja belajar. Namun, penyajian data di dalam bentuk tabel atau grafik seringkali dapat sulit dipahami, terutama oleh pengguna yang tidak familiar dengan analisis statistik. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sebuah chatbot yang melakukan analisis data mahasiswa, berbasis teknologi *Natural Language Processing* (NLP) dan *Machine Learning*, supaya informasi akademik dapat diakses dengan cepat, mudah, dan interaktif. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode *Term Frequency – Inverse Document Frequency* (TF-IDF) untuk mengubah teks pertanyaan pengguna menjadi vektor numerik dan metode *Logistic Regression* untuk mengklasifikasikan *intent*. Dataset yang dipakai berisi data akademik sebanyak 5.000 mahasiswa dan model dilatih dengan metode *supervised learning* dengan menggunakan pembagian data sebanyak 80% untuk *training* / pelatihan dan sebanyak 20% untuk *testing* / pengujian. Hasil evaluasi chatbot menunjukkan akurasi sebesar 83% dengan nilai *precision* 0,86, *recall* 0,83, dan *F1-score* 0,82. Chatbot dapat menjawab berbagai pertanyaan seperti jumlah mahasiswa, nilai tertinggi, hingga rata-rata kehadiran. Kesimpulannya, dapat terlihat bahwa integrasi *Natural Language Processing*, *Term Frequency – Inverse Document Frequency*, dan *Logistic Regression* terbukti dapat efisien dalam melakukan analisis data akademik dan dukungan pengambilan keputusan di dalam lingkungan pendidikan.

Kata Kunci: Chatbot, NLP, Machine Learning, Logistic Regression

*Korespondensi Penulis:

E-mail: L1917@lecturer.ubm.ac.id

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi telah membawa perubahan besar dalam cara manusia mengakses dan memanfaatkan data, khususnya dalam dunia pendidikan. Salah satu tantangan yang sering dihadapi oleh mahasiswa maupun pihak institusi adalah kesulitan dalam memahami dan menganalisis data akademik, seperti nilai tugas, hasil ujian, kehadiran, maupun performa keseluruhan. Data tersebut seringkali disajikan dalam bentuk tabel atau grafik yang memerlukan pemahaman statistik, sehingga tidak semua pengguna dapat menginterpretasikannya dengan mudah dan cepat.

Kondisi ini menimbulkan kebutuhan akan sistem yang mampu menerjemahkan data kompleks menjadi informasi yang mudah dipahami dan dapat diakses secara interaktif. Untuk menjawab kebutuhan tersebut, teknologi *chatbot* berbasis kecerdasan buatan menjadi salah satu solusi potensial. *Chatbot* tidak hanya mampu melakukan percakapan layaknya manusia, tetapi juga dapat diintegrasikan dengan sistem data untuk memberikan analisis dan penjelasan secara langsung kepada pengguna. Salah satu contoh penerapan *chatbot* dalam pendidikan adalah penggunaan *chatbot* untuk mata kuliah Sistem Operasi pada program studi Teknik Informatika di satu universitas [1]. Banyak manfaat *chatbot* selain pada pendidikan seperti pada penerapan *chatbot* pada layanan informasi penyakit diabetes yang berbasis *Long Short-Term Memory* dan *Natural Language Processing* [2] dan *chatbot* konsultasi kesehatan mental yang dibangun dengan NLP.js dan Firebase sebagai *database* [3].

Dalam penelitian ini, dikembangkan sebuah *chatbot* analisis data mahasiswa yang dirancang untuk membantu mahasiswa dan pihak institusi dalam mengakses informasi akademik secara praktis. *Chatbot* ini mampu menjawab pertanyaan seperti "berapa rata-rata nilai siswa-siswi?", "Tingkat kehadiran siswa-siswi tertinggi / terendah?", berdasarkan dataset akademik yang telah dimasukkan ke dalam sistem. Teknologi yang digunakan mencakup pemrosesan bahasa alami (*Natural Language Processing*) untuk memahami maksud pengguna, serta penerapan algoritma TF-IDF dan *Logistic Regression* untuk mendeteksi *intent* pertanyaan dan memberikan respons yang sesuai.

Chatbot ini menggabungkan klasifikasi *intent* statis dengan kalkulasi data dinamis secara *hybrid*. Pada tahapan *intent classification* digunakan model statis (*Logistic Regression* + *TF-IDF*) yang sudah dilatih sebelumnya, tetapi tahapan pemrosesan data dilakukan secara *real-time* pada *dataset* CSV.

Identifikasi Masalah

1. Algoritma kecerdasan buatan apa saja yang digunakan dalam pengembangan *chatbot* ini, dan bagaimana kontribusinya terhadap pemahaman *intent* dan pemberian respons?
2. Sejauh mana tingkat akurasi dan relevansi jawaban yang diberikan oleh *chatbot* terhadap pertanyaan pengguna mengenai data akademik?
3. Bagaimana penerapan *chatbot* dapat membantu pengguna dalam memperoleh informasi dan analisis berdasarkan dataset akademik mahasiswa secara otomatis?

Tujuan dan Manfaat Penelitian

1. Mengembangkan *chatbot* berbasis kecerdasan buatan yang mampu memahami dan menjawab pertanyaan pengguna berdasarkan data akademik mahasiswa.
2. Menganalisis akurasi dan relevansi respons *chatbot* terhadap pertanyaan-pertanyaan yang diajukan oleh pengguna.
3. Mengevaluasi kinerja algoritma TF-IDF dan *Logistic Regression* dalam proses deteksi *intent* dan pencocokan respons.

4. Memberikan solusi praktis yang dapat diakses oleh mahasiswa maupun pihak institusi untuk memahami data akademik tanpa harus mengolah atau membaca data mentah secara manual.
5. Meningkatkan efisiensi dalam penyampaian informasi berbasis data melalui sistem percakapan otomatis yang responsif dan informatif.

METODOLOGI PENELITIAN

Natural Language Processing (NLP) adalah cabang dari kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) yang berfokus pada interaksi antara komputer dan bahasa manusia. Teknologi ini memungkinkan mesin untuk memahami, memproses, dan menghasilkan bahasa manusia secara alami. Dalam konteks *chatbot*, NLP berperan penting dalam menganalisis dan merespons input yang diberikan oleh pengguna melalui percakapan berbasis teks [4]. Beberapa penerapan *Natural Language Processing* diantaranya adalah analisis sentimen sosial media dengan kata kunci tertentu [5], pendeteksian kalimat bernada sarkasme dalam media sosial [6], dan analisis sentimen terhadap suatu tempat usaha makan [7].

NLP memungkinkan *chatbot* untuk menginterpretasikan makna dari setiap kata atau kalimat yang dimasukkan, sehingga *chatbot* dapat memberikan tanggapan yang sesuai dengan konteks percakapan.

Tujuan utama penggunaan NLP dalam *chatbot* adalah untuk menciptakan pengalaman pengguna yang lebih alami dan interaktif [8]. Dengan NLP, *chatbot* dapat mengenali berbagai bentuk bahasa yang digunakan oleh pengguna, baik itu dalam kalimat formal, santai, atau bahkan dengan penggunaan slang. Hal ini sangat penting untuk memastikan bahwa *chatbot* tidak hanya dapat memahami instruksi yang jelas, tetapi juga dapat beradaptasi dengan variasi bahasa yang digunakan oleh berbagai jenis pengguna.

NLP pada *chatbot* juga dapat menggunakan teknik *machine learning* untuk meningkatkan kualitas pemahaman bahasa secara berkelanjutan [9]. Dengan melatih *chatbot* menggunakan dataset percakapan yang besar, *chatbot* dapat belajar mengenali pola dalam komunikasi manusia dan memberikan respons yang semakin tepat seiring waktu. Dalam *machine learning*, *chatbot* akan menilai dan memilih respons berdasarkan pengalaman sebelumnya, yang semakin memperkaya kemampuannya untuk menangani variasi bahasa yang lebih luas.

Untuk memperkaya pemahaman *chatbot* terhadap percakapan, konteks percakapan sangat penting. *Chatbot* harus mampu melacak percakapan yang sedang berlangsung dan mengingat informasi yang telah dibahas sebelumnya. Misalnya, jika pengguna bertanya tentang produk tertentu pada awal percakapan, *chatbot* perlu mengingat informasi tersebut ketika pertanyaan lanjutan muncul untuk memberikan respons yang lebih relevan. Kemampuan ini penting untuk menciptakan pengalaman pengguna yang lebih konsisten dan tidak membingungkan. Dengan kemampuan ini, *chatbot* dapat memberikan jawaban yang lebih tepat dan mengurangi kebutuhan pengguna untuk mengulang informasi yang telah disebutkan sebelumnya. Hal ini juga membantu menjaga alur percakapan tetap lancar dan lebih alami.

Pembelajaran Mesin (*Machine Learning*) adalah cabang dari kecerdasan buatan yang memungkinkan mesin untuk belajar dari data dan meningkatkan kinerjanya tanpa diprogram secara eksplisit. Dalam konteks *chatbot*, pembelajaran mesin memungkinkan model untuk mengenali pola-pola dalam percakapan dan memberikan respons yang sesuai. Ada dua jenis utama pembelajaran mesin: *supervised learning*, di mana model dilatih dengan data yang sudah diberi label (seperti percakapan yang dikategorikan dengan *intent* tertentu), dan *unsupervised learning*, di mana model belajar dari data tanpa label dan mencoba menemukan pola atau struktur yang tersembunyi. Contoh penerapan *machine learning* adalah pemberian rekomendasi tanaman pertanian yang sesuai dengan tingkat curah hujan yang ada [10] dan membuat pemodelan sekaligus prediksi biaya kerugian asuransi mobil [11].

Dalam pengembangan *chatbot*, *supervised learning* lebih umum digunakan karena memerlukan data berlabel yang jelas untuk mengklasifikasikan input pengguna dan

menghasilkan respons yang tepat [9]. *Chatbot* ini menggunakan pendekatan *supervised learning*, yaitu model dilatih dengan data yang telah diberi label *intent*. Dalam *supervised learning*, dataset yang digunakan untuk pelatihan terdiri dari pasangan input-output yang sudah diketahui, di mana input adalah teks percakapan dan outputnya adalah label *intent* yang relevan. Label *intent* ini menunjukkan maksud atau tujuan dari percakapan pengguna. Misalnya, dalam percakapan seorang pengguna yang bertanya "Berapa jumlah siswi perempuan?", *intent*-nya bisa dilabeli dengan kategori "jumlah perempuan." Proses ini memungkinkan *chatbot* untuk mempelajari hubungan antara kata-kata yang digunakan dalam pertanyaan dengan respons yang sesuai.

Dalam sistem *chatbot* berbasis *Machine Learning*, klasifikasi merupakan salah satu teknik utama yang digunakan. Teknik ini bertujuan untuk mengidentifikasi kategori atau *intent* dari sebuah percakapan. Setiap percakapan yang diterima oleh *chatbot* akan diproses untuk menentukan maksud dari percakapan tersebut dan diberikan respons yang sesuai. Untuk melakukannya, *chatbot* akan mempelajari pola-pola dalam data percakapan yang telah dilabeli dan mencoba mencocokkan percakapan baru dengan pola-pola tersebut. Misalnya, jika seorang pengguna bertanya "Berapa jumlah siswa laki-laki?", *chatbot* akan mencoba untuk mengklasifikasikan percakapan ini ke dalam kategori *intent* yang sesuai, seperti "jumlah siswa laki-laki", dan memberikan respons berdasarkan data yang telah ada. Dengan cara ini, *chatbot* dapat memberikan jawaban yang relevan dan tepat sesuai dengan maksud pengguna.

TF-IDF adalah salah satu metode populer dalam pengolahan teks yang digunakan untuk mengubah data teks menjadi representasi numerik, sehingga dapat diproses oleh algoritma *machine learning*. TF-IDF mengukur pentingnya suatu kata dalam sebuah dokumen relatif terhadap seluruh koleksi dokumen (*corpus*). Konsep ini didasarkan pada asumsi bahwa kata yang sering muncul dalam satu dokumen namun jarang muncul di dokumen lain, memiliki bobot informasi yang lebih tinggi dan lebih signifikan [12].

Rumus dasar TF-IDF adalah hasil perkalian antara *Term Frequency* (TF) dan *Inverse Document Frequency* (IDF). TF mengukur seberapa sering kata muncul dalam sebuah dokumen, sementara IDF mengukur seberapa penting kata tersebut dalam keseluruhan dokumen dengan mengurangi bobot kata-kata umum yang muncul di hampir semua dokumen.

Dalam konteks *chatbot*, TF-IDF digunakan untuk mengubah teks input dari pengguna menjadi vektor numerik, yang kemudian digunakan untuk mencari kecocokan dengan data *intent* yang telah dilatih sebelumnya. TF-IDF membantu *chatbot* memahami konteks dan makna dari pertanyaan berdasarkan kata-kata penting yang muncul, serta membedakan input pengguna berdasarkan bobot kata tersebut dalam kumpulan data. Dengan cara ini, sistem dapat mengenali maksud pertanyaan secara lebih tepat dan relevan.

Logistic Regression adalah algoritma klasifikasi yang digunakan dalam *machine learning* untuk memprediksi probabilitas dari suatu input termasuk ke dalam salah satu kelas atau kategori. Meskipun memiliki nama "*regression*", algoritma ini digunakan untuk tugas klasifikasi biner maupun multikelas, dan sangat efektif untuk permasalahan yang melibatkan prediksi kategori berdasarkan fitur numerik [13]. Dalam penelitian ini, *Logistic Regression* digunakan sebagai model klasifikasi *intent*, yaitu untuk menentukan kategori pertanyaan pengguna berdasarkan input teks yang telah diubah menjadi vektor menggunakan TF-IDF. Setelah pelatihan dilakukan, model *Logistic Regression* mempelajari hubungan antara fitur-fitur dalam data (kata-kata dalam pertanyaan) dan label *intent* yang sesuai. Saat *chatbot* menerima input baru, model ini akan memprediksi ke kategori *intent* mana input tersebut paling mungkin termasuk. Dalam konteks *chatbot* edukatif, penggunaan *Logistic Regression* memungkinkan sistem untuk membuat keputusan klasifikasi yang cepat dan cukup akurat untuk mendeteksi *intent* dari berbagai macam pertanyaan pengguna.

Implementasi Teknis Sistem

Sistem *chatbot* mengimplementasikan arsitektur berbasis pemrosesan bahasa alami (*Natural Language Processing*) dengan klasifikasi *intent* berbasis *Logistic Regression* yang

diintegrasikan dengan *pipeline* ekstraksi fitur TF-IDF, dirancang untuk melakukan analisis data akademik mahasiswa melalui antarmuka grafis (*Graphical User Interface*). Adapun alur pemrosesan data dalam *chatbot* terdiri atas tiga lapisan yaitu:

1. Lapisan Klasifikasi *Intent* Berbasis Pembelajaran Mesin

Lapisan pertama dalam sistem ini merepresentasikan permasalahan *text classification* dalam domain *Natural Language Processing*, yang bertujuan untuk memetakan *input* berupa teks ke dalam himpunan label diskrit (*intent*). Teks *input* dikonversikan ke dalam representasi numerik menggunakan metode TF-IDF (*Term Frequency–Inverse Document Frequency*), yang secara matematis didefinisikan sebagai berikut:

$$TF(t, d) = \frac{f_{t,d}}{\sum_k f_{k,d}}, \quad IDF(t) = \log \frac{N}{df_t}$$

Sehingga representasi akhir suatu dokumen yang menghasilkan vektor berdimensi tinggi yang merepresentasikan distribusi bobot kata dalam dokumen dinyatakan sebagai berikut:

$$x = TF(t, d) \cdot IDF(t)$$

Penerapan model klasifikasi *Logistic Regression* untuk menghitung probabilitas suatu teks termasuk ke dalam kelas tertentu diformulasikan dengan:

Untuk setiap *intent* i :

$$P(intent_i | x) = \frac{e^{w_i \cdot x}}{\sum_j e^{w_j \cdot x}}$$

Dimana x adalah vektor TF-IDF, W_i adalah parameter model untuk kelas ke- i , dan Operasi $W_i \cdot x$ adalah dot product kombinasi linear fitur.

Prediksi akhir diperoleh melalui prinsip *maximum a posteriori* (MAP):

$$\hat{y} = \arg \max_i P(y_i | x)$$

2. Lapisan Ekstraksi Slot Berbasis Aturan Deterministik

Lapisan kedua bertujuan untuk mengekstrak parameter semantik (*slots*) dari input pengguna. Pendekatan yang digunakan bersifat deterministik berbasis aturan (*rule-based system*). Mekanisme ekstraksi dilakukan dengan *Regular Expression* dan pemetaan eksplisit melalui struktur kamus (*dictionary mapping*). Mekanisme tersebut dinyatakan sebagai berikut:

$$IF \phi(x) = \text{True} \Rightarrow \text{assign slot}$$

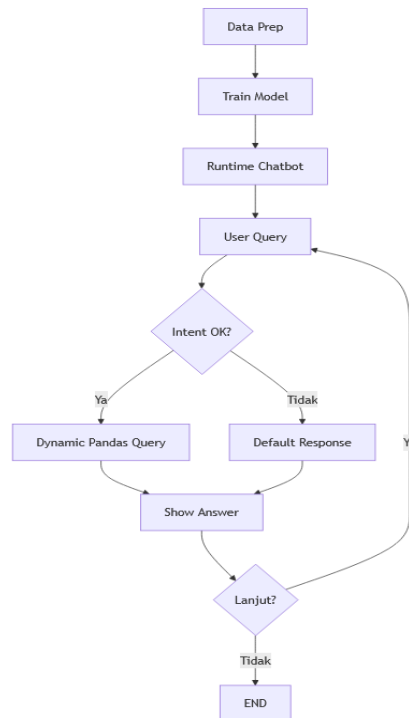
dimana $\phi(x)$ adalah fungsi pencocokan pola terhadap input teks.

Berbeda dengan pendekatan probabilistik pada lapisan sebelumnya, sistem ini tidak melibatkan fungsi probabilitas, tidak melakukan pembelajaran dari data, dan sepenuhnya ditentukan oleh aturan eksplisit (*hardcoded rules*).

3. Lapisan Komputasi Data Dinamis

Lapisan ketiga merupakan komponen yang bertanggung jawab atas eksekusi komputasi numerik terhadap data aktual. Adapun operasi yang dilakukan pada lapisan ini adalah operasi statistik yang mencakup rata-rata (*mean*), nilai ekstrem (*max*, *min*), seleksi himpunan, distribusi frekuensi, dan statistik deskriptif yang meliputi ukuran pemusatan, dispersi, dan kuantil.

Flowchart untuk implementasi teknis *chatbot* tertera sebagai berikut pada Gambar 1:



Gambar 1. Flowchart Implementasi Teknis

Tahap *preprocessing data* difokuskan pada persiapan korpus teks dari *file json* yang telah disiapkan untuk pelatihan klasifikasi *intent*. Proses dimulai dengan normalisasi kasus (*case folding*) melalui konversi seluruh pattern teks ke huruf kecil, kemudian dilanjutkan dengan pembagian dataset dengan *train-test split training* (80:20) untuk menjaga distribusi kelas yang seimbang. Ekstraksi fitur numerik dilakukan secara implisit melalui *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) *Vectorizer* dalam *pipeline scikit-learn*, yang melakukan konversi teks ke ruang vektor. Model *Logistic Regression* dioptimalkan dengan parameter iterasi maksimum 1000 untuk konvergensi, dievaluasi menggunakan *classification report* (*precision*, *recall*, *F1-score*).

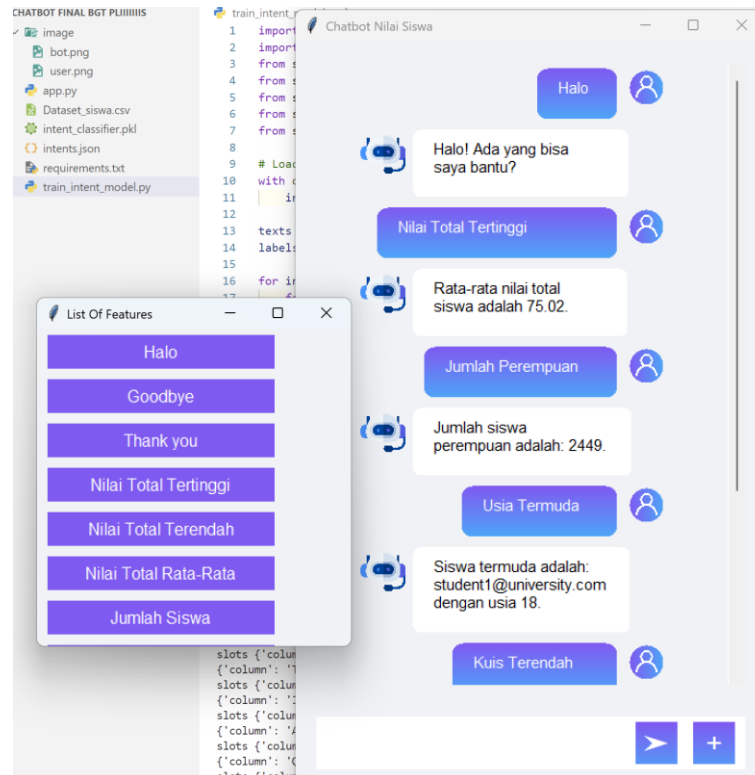
Setelah prediksi *intent* yang dilakukan oleh *Logistic Regression*, sistem melakukan *slot filling* melalui yang melakukan *parsing tag intent* menggunakan kamus pola *regex* untuk mengidentifikasi kolom target, agregasi statistik (*max/min/mean*), filter demografis (*gender*, *grade*), serta kondisi ekstremum. Selanjutnya sistem mengeksekusi komputasi dinamis pada salinan *DataFrame* dan dilakukan hasil komputasi ke template respons via *string interpolation*.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada Gambar 2 adalah tampilan antarmuka *chatbot* dimana awal mula proses kerja, dataset yang berisi data statistik mahasiswa disiapkan dalam format CSV (*Comma-Separated Values*). *Dataset* ini terdiri dari data sebanyak 5.000 mahasiswa. Setiap baris mewakili satu

mahasiswa, sedangkan setiap kolom merepresentasikan atribut-atribut sebagai berikut: Email, Jenis Kelamin (*Gender*), Usia (*Age*), Persentase Kehadiran (*Attendance %*), Nilai Ujian Tengah Semester (*Midterm Score*), Nilai Ujian Akhir Semester (*Final Score*), Rata-rata Tugas (*Assignments Avg*), Rata-rata Kuis (*Quizzes Avg*), Nilai Partisipasi (*Participation Score*), Nilai Proyek (*Projects Score*), Total Nilai (*Total Score*), dan Nilai Akhir (*Grade*).

Setelah *dataset* disiapkan, langkah selanjutnya adalah membuat data dalam format JSON dengan nama file ***intents.json***. File ini berisi kumpulan *intent* (maksud dari pengguna), *pattern* (contoh kalimat atau pertanyaan dari pengguna), dan *response* (jawaban atau tanggapan yang sesuai terhadap *intent* tersebut). Berikut isi file ***intents.json*** pada Gambar 3:



Gambar 2. User Interface Chatbot

```
{
  "intents": [
    {
      "tag": "greeting",
      "patterns": [
        "hi", "halo halo hi", "hi hi hello", "hey hey",
        "yo", "hey", "yo whatsup", "whats up", "hey there", "heya",
        "Hai",
        "Halo",
        "Selamat pagi",
        "Selamat siang",
        "Selamat sore",
        "Apa kabar?",
        "Permisi",
        "Pagi semuanya",
        "Halo bot",
        "Hai teman",
        "Selamat datang",
        "Assalamualaikum",
        "Hai, boleh tanya?",
        "Saya ingin mulai",
        "Ada orang di sini?"
      ],
      "responses": ["Halo! Ada yang bisa saya bantu?", "Hai, senang bertemu denganmu!", "Selamat datang, ada yang ingin kamu tanyakan?"]
    }
  ]
}
```

Gambar 3. Isi File *intents.json*

Setelah *intents.json* dan dataset selesai disiapkan, langkah berikutnya adalah membuat *file* Python untuk melakukan proses pelatihan (training) terhadap data tersebut. Tahap ini merupakan langkah awal dalam pengembangan program, di mana AI *chatbot* mulai mempelajari isi dari dataset. Tujuannya adalah agar *chatbot* dapat memahami pertanyaan yang diajukan oleh pengguna dan memberikan respons yang sesuai berdasarkan informasi yang terdapat dalam dataset. Program membaca *file intents.json* menggunakan modul *json*. Setiap pola kalimat dari *intent* diubah menjadi huruf kecil dan disimpan dalam list *texts*, sedangkan tag dari *intent*-nya disimpan dalam *list labels*. Setelah data dikumpulkan, dilakukan pembagian dataset menjadi dua bagian: data pelatihan dan data pengujian menggunakan *train_test_split* dari *scikit-learn*, dengan proporsi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian, serta stratifikasi berdasarkan label agar distribusi kelas tetap seimbang.

Tabel 1. Hasil *Output* Pelatihan Model *Chatbot*

<i>Intent</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>	<i>Support</i>	<i>Keterangan</i>
distribusi_nilai	1.00	0.75	0.86	4	cukup akurat
Goodbye	0.80	1.00	0.89	4	sangat baik
grade_jumlah	0.67	1.00	0.80	8	baik
Greeting	1.00	1.00	1.00	5	sempurna
jumlah_laki	1.00	1.00	1.00	3	sempurna
jumlah_perempuan	1.00	0.75	0.86	4	cukup baik
jumlah_siswa	1.00	0.25	0.40	4	perlu revisi
kehadiran_rata_rata	1.00	1.00	1.00	4	sempurna
kehadiran_terendah	0.71	0.62	0.67	8	cukup
kehadiran_tertinggi	0.60	0.75	0.67	8	cukup
kuis_rata_rata	1.00	1.00	1.00	3	sempurna
kuis_terendah	0.62	1.00	0.76	8	baik
kuis_tertinggi	1.00	0.20	0.33	5	buruk
nilai_final_rata_rata	0.88	0.88	0.88	8	sangat baik
nilai_final_terendah	1.00	0.75	0.86	4	baik
nilai_final_tertinggi	1.00	0.50	0.67	4	cukup
nilai_midterm_rata_rata	0.89	1.00	0.94	8	sangat baik
nilai_midterm_terendah	0.89	0.89	0.89	9	sangat baik
nilai_midterm_tertinggi	0.88	0.88	0.88	8	sangat baik
nilai_total_rata_rata	1.00	0.75	0.86	4	baik
nilai_total_terendah	0.83	0.62	0.71	8	cukup baik
nilai_total_tertinggi	0.75	0.75	0.75	8	cukup baik
partisipasi_rata_rata	0.70	0.88	0.78	8	baik
partisipasi_terendah	0.88	0.88	0.88	8	sangat baik
partisipasi_tertinggi	0.67	1.00	0.80	8	baik
persentase_lulus	0.89	1.00	0.94	8	sangat baik
statistik_dataset	0.80	1.00	0.89	4	sangat baik
Thanks	1.00	0.67	0.80	3	baik
tugas_rata_rata	1.00	0.50	0.67	4	cukup
tugas_terendah	1.00	0.75	0.86	8	baik

tugas_tertinggi	0.80	1.00	0.89	8	sangat baik
usia_rata	1.00	0.33	0.50	3	buruk
usia_termuda	0.89	1.00	0.94	8	sangat baik
usia_tertua	1.00	0.88	0.93	8	sangat baik

Langkah selanjutnya adalah pembuatan *pipeline machine learning* menggunakan *make_pipeline*, yang terdiri dari dua komponen utama: *TfidfVectorizer* untuk mengubah teks menjadi vektor numerik dengan bobot TF-IDF, dan *LogisticRegression* sebagai algoritma klasifikasi. Model ini kemudian dilatih menggunakan data pelatihan. Setelah proses pelatihan selesai, model diuji dengan data pengujian untuk mengevaluasi performanya. Hasil evaluasi ditampilkan dalam bentuk laporan klasifikasi yang mencakup metrik *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *support* untuk masing-masing label. Terakhir, model yang telah dilatih disimpan ke dalam sebuah *file* menggunakan modul *pickle*, agar bisa digunakan kembali di masa depan tanpa perlu melatih ulang. Seluruh proses ini bertujuan untuk menghasilkan model yang dapat mengklasifikasikan kalimat input dari pengguna ke dalam kategori *intent* tertentu, yang merupakan inti dari sistem *chatbot* berbasis *intent*. Hasil atau *output* yang diperoleh setelah proses pelatihan tertera pada Tabel 1.

Berdasarkan hasil evaluasi pada Tabel 1, model *chatbot* memiliki performa yang cukup baik dengan akurasi sebesar 83%, artinya 83 dari setiap 100 prediksi berhasil sesuai dengan label yang benar. Dari 185 data uji, sekitar 152 prediksi sudah tepat. Nilai *macro average* menunjukkan bahwa model memiliki *precision* 0.89, yang berarti cukup akurat saat memprediksi berbagai *intent*, dan *recall* 0.80, menunjukkan model cukup mampu mengenali semua jenis *intent* secara merata. F1-score 0.81 menunjukkan keseimbangan antara akurasi dan cakupan prediksi tanpa memandang jumlah data tiap *intent*. Sementara itu, *weighted average* mencerminkan performa yang memperhitungkan jumlah data di setiap *intent*. Dengan *precision* 0.86, *recall* 0.83, dan F1-score 0.82, model dinilai cukup stabil dan akurat secara keseluruhan, termasuk untuk *intent* yang sering maupun jarang muncul. Setelah proses *training* selesai dan diperoleh nilai akurasi, tahap selanjutnya adalah membuat program untuk *generate response model Chatbot* terhadap input user. *Chatbot* ini dapat menjawab berbagai pertanyaan dari pengguna terkait data mahasiswa, seperti: berapa nilai UAS tertinggi, berapa nilai UAS terendah, berapa banyak mahasiswa perempuan, berapa banyak mahasiswa laki-laki, dan lain sebagainya. Aplikasi dimulai dengan mengimpor *library* yang diperlukan, seperti *import library json, pandas, pickle, dan re* untuk pemrosesan data dan *regex pattern matching*. Input pengguna langsung diprediksi oleh model TF-IDF. Setelah teks diproses, model memprediksi maksud dari pertanyaan tersebut. Berdasarkan hasil prediksi *intent*, fungsi *run_query* kemudian digunakan untuk mengekstrak data yang relevan dari dataset, seperti nilai UAS tertinggi, jumlah mahasiswa laki-laki dan perempuan, dan lainnya.

Dari program ini, diperoleh jawaban atas rumusan masalah yang telah dibuat bahwa:

1. Algoritma yang digunakan dalam *chatbot* ini melibatkan TF-IDF dan *Logistic Regression*. TF-IDF berfungsi untuk mengekstrak fitur dari teks pertanyaan yang diajukan oleh pengguna. *Logistic Regression*, di sisi lain, berperan dalam mengklasifikasikan *intent* atau maksud dari pertanyaan tersebut. Ketiga komponen algoritma ini bekerja secara sinergis untuk memahami maksud pengguna dan memberikan respons yang sesuai.

2. Tingkat akurasi *chatbot* ini sekitar 83%, yang menunjukkan kemampuan *chatbot* dalam mengenali dan memberikan jawaban yang relevan terhadap pertanyaan yang diajukan oleh pengguna. Meskipun demikian, masih ada ruang untuk perbaikan, terutama dalam hal

recall, di mana *chatbot* dapat lebih baik dalam mengenali pertanyaan yang lebih ambigu atau kompleks.

SIMPULAN

Pengembangan *chatbot* berbasis kecerdasan buatan untuk menganalisis data akademik mahasiswa dilaksanakan dengan memanfaatkan berbagai teknologi yang efektif seperti *Natural Language Processing* (NLP), machine learning, dan algoritma klasifikasi seperti TF-IDF dan *Logistic Regression*. Sistem *chatbot* ini dapat mengidentifikasi dan memahami pertanyaan yang diajukan oleh pengguna, serta memberikan respons yang relevan berdasarkan *dataset* akademik mahasiswa. Melalui proses pelatihan model menggunakan dataset percakapan yang telah dilabeli, *chatbot* mampu mengenali berbagai macam *intent* dan memberikan jawaban yang sesuai. Dari hasil evaluasi, *chatbot* menunjukkan akurasi yang cukup baik, yaitu 83%, dengan hasil *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang solid pada sebagian besar *intent* yang diuji. Model ini dapat menangani pertanyaan yang beragam, meskipun beberapa *intent* memerlukan perbaikan, terutama dalam meningkatkan *recall* dan menangani kasus-kasus yang ambigu.

Meskipun *chatbot* ini memiliki performa yang cukup baik, ada beberapa area yang dapat ditingkatkan di masa depan:

1. Peningkatan Model: Performa model masih bisa ditingkatkan, terutama dalam meningkatkan *recall* untuk beberapa *intent* yang kurang terdeteksi dengan baik. Penggunaan teknik seperti *cross-validation* dan *hyperparameter tuning* dapat membantu meningkatkan akurasi model lebih lanjut.
2. Pengembangan *Dataset*: Penambahan lebih banyak data pelatihan, terutama untuk *intent* yang jarang muncul, akan membantu *chatbot* mengenali variasi pertanyaan yang lebih beragam. Dengan *dataset* yang lebih kaya, *chatbot* dapat memberikan respons yang lebih tepat dan konsisten.
3. Integrasi Fitur Lanjutan: Dalam pengembangan lebih lanjut, *chatbot* ini dapat dilengkapi dengan fitur-fitur tambahan seperti analisis grafik atau visualisasi data untuk memberikan pengguna pengalaman yang lebih mendalam dalam memahami data akademik mereka.
4. Peningkatan Pengalaman Pengguna (UX/UI): Meskipun *chatbot* dapat memberikan respons yang relevan, antarmuka pengguna (UI) dapat ditingkatkan untuk membuatnya lebih ramah pengguna dan mudah dipahami.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Noviadi, I. Y., S, F. V., Denyana, N. T., Romadhoni, A. S., Hidayat, M. D., Ihsan, M. K., Mardlotillah, Z., and Pandhowo, D., "Penerapan Teknologi Artificial Intelligence ChatBots dalam Proses Belajar Mengajar untuk Mata Kuliah Sistem Operasi pada Program Studi Teknik Informatika Universitas Negeri Semarang di Era Industri 4.0 dan Society 5.0", *Jurnal Mediasi*, vol. 3, no. 1, pp 93-105, February 2024, Available: <http://jurnalilmiah.org/journal/index.php/mediasi/article/view/753>
- [2] G. P. Arta and Taufik, "Implementasi Model Long Short-term Memory pada Sistem Chatbot Layanan Informasi Penyakit Diabetes", *Jurnal Rekayasa Sistem Informasi dan Teknologi*, vol. 3, no. 1, Agustus 2025, Available:

<https://journal.ppmi.web.id/index.php/jrsit/article/view/3033>

- [3] A. Hadi, "Design of NLP-based Chatbot Media as a Mental Health Consultation Media with Depression Anxiety Stress approach", *The Internet of Things and Artificial Intelligence Journal*, vol. 5, no. 1, pp 115-126, February 2025, doi: 10.31763/iota.v5i1.888
- [4] Ayanouz, S., Abdelhakim, B. A., and Benhmed, M, "A Smart Chatbot Architecture based NLP and Machine Learning for Health Care Assistance". *Proceedings of the 3rd International Conference on Networking, Information Systems & Security*, pp 1–6, May 2020, doi: 10.1145/3386723.3387897
- [5] J. A. Lukmanto and T. P. Wijayanti, "Analisis Sentimen Program Makan Siang Gratis Menggunakan Model IndoBERT", *Jurnal Algoritma, Logika dan Komputasi*, vol. 8, no. 2 pp 820–829, September 2025. Available: <https://journal.ubm.ac.id/index.php/alu/article/view/8868>
- [6] R. Kusumastuti, E. Utami and A. Yaqin, "Detection of Sarcasm Sentences in Indonesian Tweets using SentiStrength," *2022 6th International Conference on Information Technology, Information Systems and Electrical Engineering (ICITISEE)*, Yogyakarta, Indonesia, 2022, pp. 93-98, doi: 10.1109/ICITISEE57756.2022.10057904.
- [7] H. Wijaya and N. Hayati, "Natural Language Processing (NLP) for Sentiment Analysis of Seblak Bandung Pedas Kudus Reviews", *JBASE - Journal of Business and Audit Information Systems*, vol. 8, no. 1, pp 13–22, Maret 2025. Available: <https://journal.ubm.ac.id/index.php/jbase/article/view/8035>
- [8] Abdulla, H., Eltahir, A. M., Alwahaishi, S., Saghair, K., Platos, J., and Snasel, V., "Chatbots development using Natural Language Processing: A Review", *26th International Conference on Circuits, Systems, Communications and Computers (CSCC)*, pp 122–128, January 2023, doi: 10.1109/csc55931.2022.00030
- [9] Mustaqim, M., Gunawan, A., Pratama, Y. B., and Zaliman, I., "Pengembangan chatbot layanan publik menggunakan machine learning dan Natural Language Processing", *Journal of Information Technology and Society*, vol. 1, no. 1, pp 1–4, June 2023, doi: 10.35438/jits.v1i1.16
- [10] M. I. Pangestu, J. A. Ginting, I. G. N. Suryantara, and M. Marvelino, "Optimasi Pertanian di Bekasi Utara: Prediksi Curah Hujan dan Rekomendasi Tanaman dengan menggunakan Model Regresi Linier", *Jurnal Algoritma, Logika dan Komputasi*, vol. 7, no. 2, pp 731–742, September 2024. Available: <https://journal.ubm.ac.id/index.php/alu/article/view/8081>
- [11] E. Fammaldo, M. Lestari, and C. Hermawan, "Gradient Boosting Trees Untuk Pemodelan Dan Prediksi Biaya Kerugian Asuransi Mobil", *Jurnal Algoritma, Logika dan Komputasi*, vol. 7, no. 1, pp 634–642, Maret 2024. Available: <https://journal.ubm.ac.id/index.php/alu/article/view/6030>
- [12] Badlani, S., Aditya, T., Dave, M., and Chaudhari, S., "Multilingual healthcare chatbot using machine learning". *2021 2nd International Conference for Emerging Technology (INCET)*, pp 1–6, June 2021, doi: 10.1109/INCET51464.2021.9456304
- [13] Moulya, S., and Pragathi, T. R, "Mental Health Assist and Diagnosis Conversational Interface using Logistic Regression Model for Emotion and Sentiment Analysis", *Journal of Physics: Conference Series*, 2161(1), 2022, doi: 10.1088/1742-6596/2161/1/012039