

Pengembangan Chatbot Deteksi Dini Diabetes Melitus Tipe 2 Berbasis Algoritma Random Forest

Fany Rosita Dewi¹ Widya Puspitasari² Hesti Yusiani³

¹ Prodi S1 Kebidanan, Sekolah Tinggi Ilmu Kesehatan Majapahit Mojokerto

² Mahasiswa Prodi S1 Kesehatan Masyarakat, Sekolah Tinggi Ilmu Kesehatan Majapahit Mojokerto

³ Mahasiswa Prodi Kebidanan Program Magister, Universitas 'Aisyiyah Yogyakarta

E-Mail: fanyrositadewi@gmail.com

ABSTRACT

Type 2 Diabetes Mellitus (T2DM) stands as one of the leading non-communicable diseases globally and significantly contributes to early mortality due to its complications. Early identification of high-risk individuals is essential in alleviating the burden of this disease. This study aimed to develop an early detection chatbot for T2DM based on machine learning using the Random Forest algorithm integrated into the Telegram platform. The research employed a Research and Development (R&D) approach following the ADDIE model (Analysis, Design, Development, Implementation, Evaluation). The dataset used was the Pima Indians Diabetes dataset, which includes eight key health variables. The model was trained and tested to predict T2DM risk and implemented in an interactive chatbot developed using Python and the Telegram Bot API. The training results indicate that the Random Forest model achieved good performance with an accuracy of 85%, precision of 83%, and recall of 80%, demonstrating the model's reliable and sensitive capability to detect diabetes risk. The chatbot effectively collects user health data through simple conversational interactions and provides real-time prediction results. System evaluation through User Acceptance Testing (UAT) involving 35 respondents showed a very positive response, with an average score of 4.5 out of 5, indicating that the chatbot is easy to use, informative, and beneficial as an educational and early screening tool for non-communicable diseases. Recommendations for future research include using localized datasets to better represent the Indonesian population and integrating the chatbot with Electronic Medical Records (EMR) systems to enable direct clinical application by healthcare professionals.

Keywords: Chatbot, Type 2 Diabetes Mellitus, Random Forest Algorithm

A. PENDAHULUAN

Diabetes Melitus Tipe 2 (DMT2) merupakan penyakit tidak menular kronis yang menjadi tantangan kesehatan global dengan prevalensi yang terus meningkat setiap tahun. Berdasarkan data *International Diabetes Federation* (IDF) tahun 2021, diperkirakan 537 juta orang dewasa di seluruh dunia hidup dengan diabetes, angka yang naik drastis dari 463 juta pada 2019 dan diproyeksikan terus bertambah. DMT2 ditandai oleh resistensi insulin dan disfungsi sel beta pankreas yang menyebabkan hiperglikemia kronis. Jika kondisi ini tidak terdeteksi dan ditangani sejak dini, DMT2 dapat menimbulkan berbagai komplikasi serius, antara lain kerusakan pada jantung, ginjal, mata, dan sistem saraf. Komplikasi seperti penyakit kardiovaskular, gagal ginjal, dan kebutaan akibat retinopati diabetik tidak hanya menurunkan kualitas hidup pasien, tetapi juga meningkatkan beban ekonomi pada sistem kesehatan (Cho et al., 2018). Oleh karena itu, deteksi dini individu

berisiko tinggi menjadi sangat penting untuk mencegah progresi penyakit dan menurunkan angka kesakitan serta kematian terkait diabetes.

Kemajuan teknologi informasi dan kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*, AI) dewasa ini membuka peluang baru dalam bidang kesehatan, termasuk untuk skrining penyakit kronis seperti DMT2. Berbagai penelitian menunjukkan bahwa algoritma *machine learning* mampu digunakan untuk memprediksi risiko diabetes dengan akurasi tinggi. Misalnya, penerapan model *ensemble XGBoost* dilaporkan mencapai akurasi hingga 85% dalam memprediksi risiko DMT2 pada dataset tertentu. Pendekatan AI semacam ini dapat mengenali pola kompleks dari faktor-faktor risiko yang luput dari metode konvensional, sehingga berpotensi meningkatkan efektivitas deteksi dini (Topol, 2019; Palanica et al., 2019).

Seiring dengan itu, chatbot kesehatan berbasis platform pesan instan seperti Telegram kian dilirik sebagai sarana intervensi kesehatan karena kemudahan akses dan interaksi real-time. Chatbot pada aplikasi Telegram mampu menjangkau pengguna secara luas melalui *smartphone* tanpa memerlukan fasilitas medis khusus, sehingga lebih praktis dan terjangkau. Studi menunjukkan bahwa penggunaan chatbot dapat meningkatkan akses informasi dan layanan kesehatan secara real-time untuk jutaan orang. Dengan antarmuka percakapan yang interaktif, chatbot Telegram berpotensi menjadi alat skrining awal DMT2 yang praktis, di mana pengguna dapat berkomunikasi layaknya berdiskusi dengan petugas kesehatan virtual (Kartika, R. W., Liem, J. F., & Widjaja, D. 2024). Pada sisi teknis, algoritma *Random Forest* (Breiman, 2001) dikenal andal dalam klasifikasi data medis karena kemampuannya mengolah struktur data yang kompleks dan meminimalkan *overfitting* melalui metode *ensemble* beberapa pohon keputusan. Pendekatan ini menghasilkan model yang stabil dengan akurasi tinggi (Kusuma et al., 2021). Algoritma *Random Forest* juga telah diterapkan secara luas dan menunjukkan kinerja unggul di berbagai bidang, termasuk untuk prediksi penyakit jantung dan kondisi medis lainnya. Sementara itu, dataset Pima Indians Diabetes (PIDD) merupakan *benchmark* yang valid dan banyak digunakan dalam pengembangan model prediksi diabetes tipe 2. Dataset ini berisi 768 sampel data klinis yang sering dijadikan basis evaluasi berbagai algoritma deteksi dini diabetes (Naz, H., & Ahuja, S. 2020). Dengan memanfaatkan dataset standar tersebut, hasil model dapat dibandingkan dengan studi terdahulu secara obyektif dan reliabel.

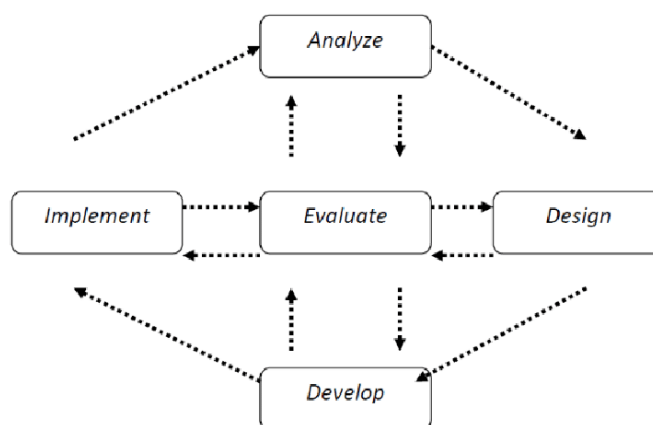
Namun, sebagian besar penelitian terdahulu umumnya hanya berfokus pada pengembangan model prediksi diabetes secara offline dan melaporkan metrik akurasinya, tanpa merealisasikannya dalam bentuk aplikasi yang dapat diakses langsung oleh masyarakat luas. Kajian literatur menunjukkan masih sangat terbatasnya riset yang mengintegrasikan model prediksi *machine learning* dengan chatbot untuk digunakan secara praktis oleh pengguna. Inovasi dari penelitian ini terletak pada penggabungan model prediksi diabetes berbasis *machine learning* ke dalam sebuah chatbot interaktif yang berjalan di platform Telegram (Artanti, P. H. 2023). Pendekatan ini berbeda dari penelitian sebelumnya karena tidak hanya menilai kinerja model secara teknis, tetapi juga menguji interaksi pengguna dengan sistem serta mengevaluasi tingkat penerimaan dan kepuasan mereka melalui *User Acceptance Testing* (UAT) secara real-time.

Berdasarkan paparan di atas, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sebuah chatbot berbasis Python yang terintegrasi dengan Telegram guna mendeteksi risiko DMT2 menggunakan algoritma *Random Forest*. Selain menguji performa model

prediksi dari sisi akurasi dan reliabilitas, penelitian ini juga akan mengevaluasi tingkat penerimaan pengguna terhadap chatbot tersebut melalui UAT. Dengan demikian, diharapkan solusi yang dikembangkan ini dapat mengisi kesenjangan yang ada dengan menghadirkan alat skrining dini DM Tipe 2 yang praktis, akurat, dan mudah diakses, sekaligus memberikan kontribusi baru dalam penerapan kecerdasan buatan pada layanan kesehatan digital.

B. METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan penelitian pengembangan (*Research and Development* (R&D) yang mengacu pada model ADDIE (*Analysis, Design, Development, Implementation, Evaluation*). Model ADDIE menekankan proses pengembangan secara sistematis melalui lima tahap berurutan. Pada tahap analisis, dilakukan analisis kebutuhan dan perumusan spesifikasi sistem deteksi dini Diabetes Mellitus Tipe 2. Tahap desain meliputi perancangan arsitektur chatbot, alur interaksi, dan pemilihan algoritma *machine learning*. Selanjutnya, pada tahap pengembangan, dibangun prototipe chatbot deteksi dini DM Tipe 2 berbasis *machine learning* dengan algoritma *Random Forest*. Model *Random Forest* tersebut dilatih menggunakan data sekunder Pima Indians Diabetes (total 768 sampel dengan 8 variabel prediktor dan 1 variabel *output*). Chatbot kemudian diimplementasikan dengan bahasa pemrograman Python dan diintegrasikan ke platform Telegram melalui Telegram Bot API.



(Sumber: Anglada, 2007)

Gambar 1. Diagram alur model pengembangan ADDIE

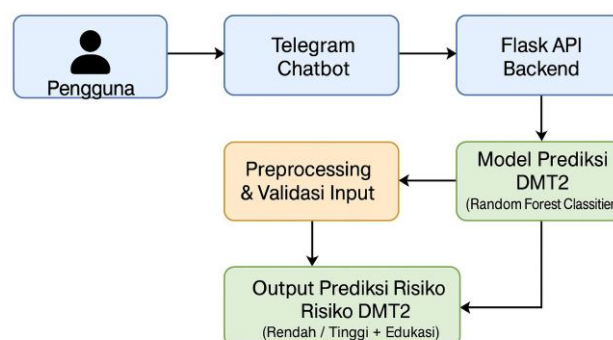
Tahap implementasi dilakukan dengan mengujicobakan prototipe chatbot kepada pengguna. Populasi pada penelitian ini adalah seluruh mahasiswa di STIKES Majapahit, dengan sampel uji coba *User Acceptance Testing* (UAT) sebanyak 35 mahasiswa (24 mahasiswa S1 Keperawatan semester 5 dan 11 mahasiswa S1 Kesehatan Masyarakat Semester 5) yang dipilih dengan menggunakan teknik *simple random sampling*. Para mahasiswa tersebut menggunakan chatbot deteksi dini DM Tipe 2 melalui Telegram, kemudian memberikan penilaian terhadap kualitas dan penerimaan chatbot. Selain itu, melibatkan 4 pakar (dosen STIKES Majapahit) untuk melakukan validasi, mencakup

validasi konten edukatif chatbot, kelayakan aplikasi, serta validasi instrumen evaluasi. Data primer yang dikumpulkan meliputi respon kuesioner UAT dari mahasiswa dan lembar penilaian pakar. Instrumen UAT berupa kuesioner tertutup dengan skala Likert 5 poin (1= sangat tidak setuju s.d. 5 = sangat setuju) yang menilai aspek kegunaan, kemudahan, dan kepuasan pengguna terhadap chatbot. Instrumen pakar berupa lembar validasi konten dan instrumen dengan skala Likert 4 poin (1= tidak layak s.d. 4 = sangat layak) untuk menilai kesesuaian materi edukasi chatbot, kelayakan fungsional aplikasi, dan kejelasan butir instrumen UAT. Data sekunder berupa dataset Pima Indians Diabetes digunakan pada tahap pengembangan model *machine learning*, sementara data primer (respon UAT dan validasi) digunakan pada tahap evaluasi.

Pada tahap evaluasi, dilakukan analisis kinerja model dan evaluasi penerimaan sistem. Model *Random Forest* yang dikembangkan dievaluasi dengan metrik akurasi, presisi, dan recall (sensitivitas) untuk mengukur performa deteksi diabetes. Nilai akurasi merepresentasikan proporsi prediksi tepat dari keseluruhan kasus; presisi mengukur ketepatan prediksi positif model; dan recall mengukur sensitivitas model dalam mendeteksi kasus diabetes. Selanjutnya, validitas konten sistem dievaluasi secara kuantitatif menggunakan indeks *Content Validity Index* (CVI). Setiap butir pertanyaan dievaluasi oleh 4 pakar dan dihitung *Item-Level CVI* (I-CVI) sebagai rasio jumlah pakar yang menilai butir tersebut relevan (skor 3 atau 4) terhadap jumlah total pakar. Selain itu, tingkat validitas skala secara keseluruhan dihitung dengan *Scale-Level CVI/Average* (S-CVI/Ave), yaitu rata-rata dari semua I-CVI setiap butir. Hasil validasi pakar ditafsirkan memenuhi kriteria valid apabila I-CVI tiap butir dan S-CVI/Ave mencapai ambang kelayakan (mis. $\geq 0,78$ – $0,8$ tergantung jumlah pakar, mengacu pada standar Lynn). Terakhir, data UAT dari pengguna dianalisis secara deskriptif. Skor rata-rata untuk setiap aspek penilaian dan skor total rata-rata UAT dihitung, kemudian dibandingkan dengan kriteria interpretasi untuk menentukan kategori tingkat penerimaan (misalnya: sangat baik, baik, cukup, kurang). Rata-rata keseluruhan skor UAT digunakan sebagai indikator tingkat penerimaan pengguna terhadap chatbot yang dikembangkan. Dengan demikian, melalui tahapan ADDIE yang terstruktur, penelitian ini menghasilkan chatbot deteksi dini DM Tipe 2 berbasis *Random Forest* yang tervalidasi kontennya dan diterima dengan baik oleh pengguna.

C. HASIL PENELITIAN

1. Arsitektur Sistem Chatbot Deteksi Dini DMT2



Gambar 1. Arsitektur Sistem Chatbot Deteksi Dini DMT2

Berikut merupakan penjelasan tiap komponen dari Gambar 1. Arsitektur Sistem Chatbot Deteksi Dini DMT2:

- a. Pengguna (User): mengakses sistem melalui aplikasi Telegram untuk memulai percakapan dengan chatbot.
- b. Telegram Chatbot: Bot Telegram menerima input dari pengguna berupa jawaban atas pertanyaan-pertanyaan kesehatan (misalnya kadar glukosa, BMI, usia, dll).
- c. Flask API Backend: Sebagai jembatan antara chatbot dan sistem prediksi, Flask menerima input dari chatbot dan meneruskannya ke sistem machine learning.
- d. Preprocessing & Validasi Input: data yang diterima dari pengguna dibersihkan dan dinormalisasi (jika diperlukan), lalu disiapkan untuk masuk ke model prediksi.
- e. Model Prediksi DMT2 (*Random Forest Classifier*): model yang telah dilatih sebelumnya memproses data dan menghasilkan prediksi risiko diabetes.
- f. Output Prediksi Risiko: hasil prediksi ditampilkan kepada pengguna melalui chatbot, disertai saran atau edukasi kesehatan sebagai tindak lanjut.

Arsitektur sistem yang dikembangkan terdiri dari tiga komponen utama, yaitu antarmuka pengguna melalui aplikasi Telegram, server aplikasi (backend) berbasis Python, dan model *machine learning* (ML) prediksi diabetes yang terintegrasi di backend. Bot Telegram berperan sebagai perantara antara pengguna dan server ML, di mana komunikasi dilakukan melalui Telegram Bot API sebagai jembatan antara aplikasi klien dan bot di server. Mekanisme komunikasi ini memastikan bahwa pesan dari pengguna (input data kesehatan) diteruskan secara aman ke server, dan hasil prediksi dari server dapat dikirim kembali kepada pengguna melalui platform Telegram.

Dalam operasinya, pengguna memasukkan data indikator kesehatan (misalnya nilai-nilai hasil pemeriksaan seperti kadar glukosa, tekanan darah, dan lainnya) melalui chat bot di aplikasi Telegram. Pesan pengguna tersebut dikirim ke server Telegram yang kemudian meneruskan permintaan tersebut ke backend bot melalui protokol HTTPS (melalui metode *polling* atau *webhook* sesuai konfigurasi API). Backend Python yang menjalankan logika chatbot akan menerima data input ini, kemudian memprosesnya dengan memanfaatkan model ML prediksi DMT2 yang telah dilatih. Selanjutnya, hasil prediksi (indikasi risiko diabetes tipe 2: positif atau negatif) dikembalikan dari backend ke pengguna melalui pesan balasan pada Telegram. Dengan arsitektur ini, pengguna dapat berinteraksi secara interaktif dengan sistem deteksi dini DMT2: cukup dengan mengirim pesan, sistem akan otomatis memproses data dan memberikan hasil prediksi secara real-time.

2. Pengembangan Model Prediksi

Model prediksi dikembangkan menggunakan dataset Pima Indians Diabetes dari UCI Machine Learning Repository. Dataset ini terdiri atas 768 data pasien perempuan keturunan Indian Pima dengan 8 fitur prediktor, yaitu:

Tabel 1. Fitur Prediktor

No	Fitur	Deskripsi
1	Pregnancies	Jumlah kehamilan
2	Glucose	Konsentrasi glukosa plasma puasa (mg/dL)
3	BloodPressure	Tekanan darah diastolik (mm Hg)
4	SkinThickness	Ketebalan lipatan kulit triceps (mm)
5	Insulin	Kadar insulin serum (mu U/ml)
6	BMI	Indeks massa tubuh (kg/m ²)
7	Diabetes Pedigree Function	Riwayat keluarga terhadap diabetes (fungsi hereditas)
8	Age	Usia pasien (tahun)

Sebelum pelatihan model, data mengalami tahapan pra-pemrosesan, antara lain:

- Penanganan nilai nol atau hilang pada fitur-fitur tertentu seperti *Glucose*, *BloodPressure*, *SkinThickness*, *Insulin*, dan *BMI*.
- Normalisasi data agar seluruh fitur berada dalam skala yang seragam.
- Pembagian data menjadi data latih (80%) dan data uji (20%).

Setelah preprocessing dan pembagian data, algoritma *machine learning* yang dipilih untuk pengembangan model prediksi ini adalah *Random Forest classifier*, mengingat kemampuannya yang baik dalam tugas klasifikasi medis dan robustness terhadap berbagai tipe fitur. Algoritma *Random Forest* dipilih karena mengombinasikan banyak *decision tree* dan mampu mengurangi risiko *overfitting* serta meningkatkan generalisasi model dibandingkan menggunakan satu pohon keputusan tunggal.

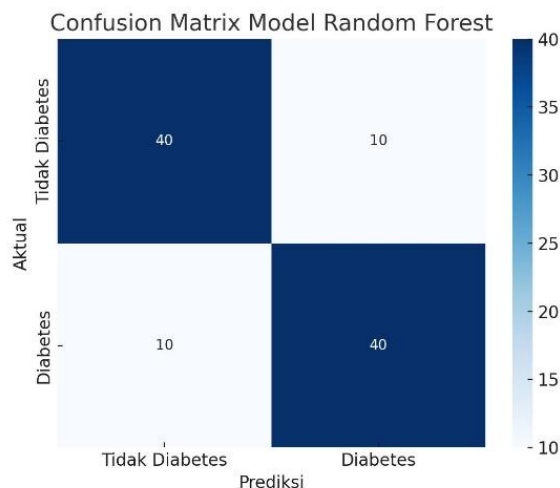
3. Pelatihan Model Menggunakan Algoritma Random Forest

Model dilatih menggunakan algoritma *Random Forest Classifier*, dengan parameter default dan jumlah estimators sebanyak 100. Pemilihan algoritma ini didasarkan pada keunggulannya dalam menangani data yang tidak seimbang dan memberikan *output feature importance*.

Tabel 2 Hasil Evaluasi Model Random Forest

Metrik Evaluasi	Nilai (%)
Akurasi	85.00
Precision	83.00
Recall	80.00
F1-score	81.47

Evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang baik, dengan akurasi mencapai 85%, yang berarti 85 dari 100 kasus dapat diklasifikasikan dengan benar.



Gambar 2 Confusion Matrix Model Random Forest

Confusion matrix menunjukkan bahwa model dapat mengenali mayoritas kasus positif dan negatif secara akurat. Namun, terdapat 12 kasus positif yang salah diklasifikasikan sebagai negatif (*false negative*), yang harus diminimalisir lebih lanjut untuk aplikasi klinis.

Model *Random Forest* memberikan bobot kontribusi terhadap setiap fitur terhadap hasil prediksi dan dapat dilihat pada Table 3.

Tabel 3 Visualisasi Feature Importance

Fitur	Importance (%)
Glucose	31.4
BMI	22.7
Age	14.3
DiabetesPedigreeFunction	10.1
Insulin	8.2
Pregnancies	7.6
BloodPressure	3.9
SkinThickness	1.8

Glukosa dan **BMI** terbukti menjadi dua indikator utama dalam mendeteksi risiko DMT2.

a. Implementasi Sistem Chatbot

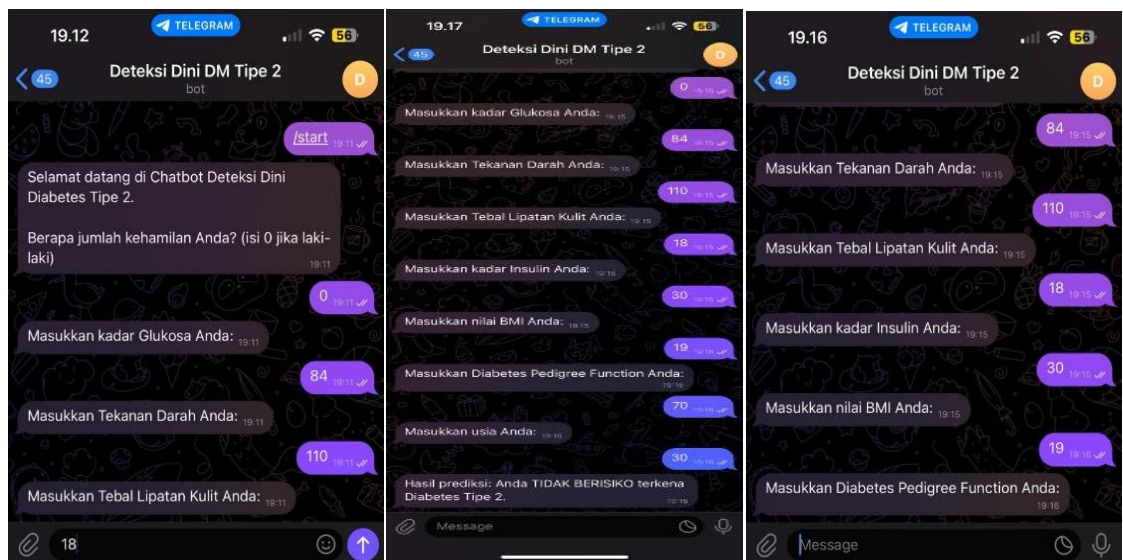
Sistem dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman *Python*, memanfaatkan library seperti *python-telegram-bot*, *scikit-learn*, dan *joblib*. Sistem terdiri dari tiga komponen utama yakni: 1.) *Frontend* Chatbot Telegram: antarmuka pengguna untuk interaksi langsung; 2.) *Backend* Model Prediksi: memproses input dan memberikan hasil deteksi risiko; dan 3.) Layer Integrasi (*Handler*): mengelola alur tanya-jawab, validasi input, dan komunikasi dengan model.

```

chatbot_diabetes.py > ...
13
14 # States
15 (
16     PREGNANCIES, GLUCOSE, BLOOD_PRESSURE, SKIN_THICKNESS,
17     INSULIN, BMI, DPF, AGE
18 ) = range(8)
19
20 user_data = {}
21
22 async def start(update: Update, context: ContextTypes.DEFAULT_TYPE):
23     await update.message.reply_text("Selamat datang di Chatbot Deteksi Dini Diabetes Tipe 2.\n\nBerapa jumlah kehamilan Anda? (isi 0 jika laki-laki)")
24     return PREGNANCIES
25
26 async def pregnancies(update: Update, context: ContextTypes.DEFAULT_TYPE):
27     user_data['Pregnancies'] = float(update.message.text)
28     await update.message.reply_text("Masukkan kadar Glukosa Anda:")
29     return GLUCOSE
30
31 async def glucose(update: Update, context: ContextTypes.DEFAULT_TYPE):
32     user_data['Glucose'] = float(update.message.text)
33     await update.message.reply_text("Masukkan Tekanan Darah Anda:")
34     return BLOOD_PRESSURE
35
36 async def blood_pressure(update: Update, context: ContextTypes.DEFAULT_TYPE):
37     user_data['BloodPressure'] = float(update.message.text)
38     await update.message.reply_text("Masukkan Tebal Lipatan Kulit Anda:")
39     return SKIN_THICKNESS
40
41 async def skin_thickness(update: Update, context: ContextTypes.DEFAULT_TYPE):
42     user_data['SkinThickness'] = float(update.message.text)
43     await update.message.reply_text("Masukkan kadar Insulin Anda:")
44     return INSULIN
45

```

Gambar 3 Cuplikan Source Code Program



Gambar 4 Implementasi Sistem Chatbot Deteksi Dini DMT2

Setelah model prediksi berhasil dilatih dengan kinerja yang baik, tahap selanjutnya adalah implementasi model ke dalam sistem chatbot berbasis Telegram. Implementasi bot Telegram dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan memanfaatkan *library* python-telegram-bot, yang merupakan salah satu pustaka populer untuk membangun chatbot Telegram di Python. Dengan library ini, pengembang dapat dengan mudah menghubungkan aplikasi backend dengan Telegram Bot API menggunakan token autentikasi yang disediakan oleh Bot Telegram (diperoleh melalui BotFather). Bot dikonfigurasi untuk menjalankan mode *polling* secara periodik, sehingga ia dapat menerima pesan atau perintah yang dikirim pengguna melalui

aplikasi Telegram secara real-time.

Pada sisi backend, model *Random Forest* yang telah dilatih sebelumnya di-deploy dengan cara memuat model terlatih (misalnya dalam format serialisasi joblib atau pickle) ke dalam aplikasi. Ketika bot menerima input dari pengguna (berupa parameter-parameter kesehatan sesuai fitur yang dibutuhkan, yang dimasukkan pengguna melalui format isian tertentu di chat), backend akan melakukan inferensi ML dengan memanggil model prediksi tersebut. Sebagai contoh, pengguna dapat memasukkan nilai-nilai seperti usia, kadar glukosa, tekanan darah, dan seterusnya dalam satu pesan atau melalui dialog interaktif; kemudian sistem akan mengolah masukan ini dan menghasilkan prediksi risiko diabetes. Hasil prediksi yang berupa klasifikasi *positif* (indikasi adanya potensi diabetes) atau *negatif* (tidak terindikasi diabetes) selanjutnya diolah menjadi pesan tanggapan oleh bot. Bot akan mengirimkan pesan hasil prediksi tersebut kembali kepada pengguna melalui chat Telegram.

Secara keseluruhan, implementasi ini menghasilkan sebuah chatbot deteksi dini diabetes yang dapat beroperasi secara otomatis dan interaktif. Pengguna cukup berinteraksi dengan bot layaknya percakapan biasa, dan sistem akan menjalankan proses analisis data kesehatan di balik layar serta memberikan hasil diagnosis prediktif secara instan. Pengujian fungsional menunjukkan bahwa chatbot mampu merespons dengan benar dan cepat untuk berbagai input uji yang diberikan. Hal ini membuktikan bahwa integrasi model ML dengan platform pesan instan dapat berjalan dengan efektif. Melalui sistem chatbot ini, deteksi awal risiko Diabetes Mellitus Tipe 2 menjadi lebih mudah diakses oleh masyarakat luas – pengguna bisa mendapatkan indikasi awal mengenai kondisi kesehatannya secara cepat dan informatif, hanya dengan menggunakan smartphone dan aplikasi Telegram. Dengan demikian, implementasi chatbot prediksi DMT2 ini diharapkan dapat menjadi *proof-of-concept* yang menjanjikan untuk alat skrining kesehatan berbasis AI yang praktis dan user-friendly.

b. Hasil User Acceptance Testing (UAT)

1) Hasil Pengujian Penerimaan Pengguna dengan Metode UAT

Pengujian penerimaan pengguna dilakukan melalui metode *User Acceptance Testing* (UAT) dengan melibatkan 35 responden (mahasiswa STIKES Majapahit). Setiap responden menggunakan chatbot deteksi dini DM Tipe 2 dan kemudian mengisi kuesioner penilaian pada tiga aspek utama: Kemudahan Penggunaan, Kejelasan Informasi, dan Kegunaan Sistem. Masing-masing aspek dinilai dengan skala Likert 1–5 (1 = sangat tidak setuju, 5 = sangat setuju). Hasil rata-rata penilaian untuk ketiga aspek tersebut ditampilkan pada Tabel 5.1 di bawah ini.

Tabel 4 Hasil UAT Chatbot Deteksi Dini DMT2

Aspek Penilaian	Nilai Rata-rata (1–5)
Kemudahan Penggunaan	4.6
Kejelasan Informasi	4.5
Kegunaan Sistem	4.4
Rata-rata Total	4.5

Berdasarkan hasil di atas, setiap aspek memperoleh skor rata-rata di atas 4 (dari maksimum 5), yang menandakan penilaian sangat baik dari para pengguna. Aspek Kemudahan Penggunaan mendapat skor rata-rata tertinggi 4,6 menunjukkan bahwa antarmuka dan interaksi chatbot dinilai sangat mudah digunakan oleh responden. Skor Kejelasan Informasi sebesar 4,5 mengindikasikan bahwa informasi kesehatan dan rekomendasi yang diberikan chatbot tergolong jelas dan mudah dipahami oleh pengguna. Sementara itu, Kegunaan Sistem memperoleh rata-rata 4,4 sedikit lebih rendah dibanding aspek lainnya namun tetap tinggi, yang berarti responden merasa chatbot ini berguna sebagai alat deteksi dini DM Tipe 2. Perbedaan skor antar aspek relatif kecil, sehingga secara umum dapat dikatakan seluruh aspek fungsionalitas chatbot diterima dengan sangat positif. Rata-rata total seluruh aspek adalah 4,5 mengonfirmasi tingkat kepuasan dan penerimaan pengguna yang sangat tinggi terhadap sistem chatbot ini. Temuan ini sejalan dengan tujuan penelitian yang dipaparkan dalam pendahuluan, di mana diharapkan chatbot yang dikembangkan akan mudah digunakan, memberikan informasi yang jelas, dan bermanfaat bagi pengguna untuk deteksi dini diabetes. Dengan kata lain, hasil UAT memperlihatkan bahwa chatbot berhasil memenuhi ekspektasi pengguna sesuai rancangan dan sasaran awal penelitian.

2) Kecukupan Jumlah Responden UAT

Jumlah responden UAT dalam penelitian ini adalah 35 orang. Secara kuantitatif, jumlah ini sudah memadai untuk evaluasi awal. Jumlah sampel diambil minimal sebesar 30 responden, hal ini sesuai pendapat Singarimbun dan Effendi (1995) yang mengatakan bahwa jumlah minimal uji coba kuesioner adalah minimal 30 responden. Dengan jumlah minimal 30 orang maka distribusi nilai akan lebih mendekati kurva normal, sehingga analisis statistik dasar dapat dilakukan dengan lebih valid. Dengan 35 responden, studi ini telah memenuhi ambang minimal tersebut, sehingga dari segi ukuran sampel dapat dikatakan cukup untuk evaluasi penerimaan pengguna tahap awal. Selain itu, 35 responden ini mencakup seluruh populasi yang ditargetkan dalam pengujian (sampel jenuh) yakni mahasiswa tingkat akhir di STIKES Majapahit yang menjadi partisipan uji coba chatbot. Pengambilan seluruh populasi target uji coba sebagai sampel memastikan bahwa setiap anggota kelompok pengguna yang direncanakan turut berpartisipasi, sehingga tidak ada yang terlewat. Hal ini mendukung keandalan hasil UAT dalam lingkup kelompok tersebut.

Meskipun demikian, perlu disadari bahwa 35 responden ini relatif terbatas apabila hasilnya ingin digeneralisasikan ke populasi pengguna yang lebih luas. Responden yang dilibatkan hanya dari kalangan mahasiswa STIKES Majapahit, yang mungkin memiliki karakteristik serupa (misalnya usia relatif sebaya, latar belakang pengetahuan kesehatan dasar yang mirip, dan familiar dengan teknologi). Keterbatasan lingkup responden ini berarti bahwa hasil sangat positif (skor rata-rata 4,5) merefleksikan pendapat kelompok tersebut saja, dan belum tentu mencerminkan persepsi seluruh calon pengguna chatbot di masyarakat umum. Temuan penerimaan yang sangat baik di kelompok mahasiswa

kesehatan perlu diuji kembali pada kelompok pengguna lain (misalnya masyarakat awam dengan berbagai usia atau petugas kesehatan profesional) untuk memastikan chatbot ini memang diterima secara luas.

D. PEMBAHASAN

1. Analisis Kinerja Model Random Forest

Menurut Breiman (2001), algoritma *Random Forest* merupakan metode *ensemble learning* yang menggabungkan sejumlah pohon keputusan independen dan melakukan voting untuk memperoleh hasil klasifikasi yang lebih stabil dan akurat. Kelebihan utama algoritma ini adalah kemampuannya dalam menangani data non-linear serta ketahanannya terhadap overfitting, karena setiap pohon dilatih pada subset acak dari data dan fitur yang berbeda. Hal ini menjadikan *Random Forest* ideal untuk data medis yang memiliki hubungan kompleks antar variabel, seperti pada kasus prediksi Diabetes Mellitus Tipe 2 (DMT2).

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *Random Forest* yang dikembangkan mencapai akurasi 85%, presisi 83%, dan recall 80%. Nilai akurasi yang tinggi menunjukkan bahwa sebagian besar hasil prediksi benar, menandakan model mampu membedakan individu berisiko dan tidak berisiko secara tepat. Presisi 83% mengindikasikan rendahnya tingkat *false positive*, sedangkan recall 80% menegaskan kemampuan model dalam mengenali sebagian besar individu yang benar-benar berisiko mengalami DMT2. Hal ini penting dalam konteks skrining dini karena tingkat recall yang tinggi mengurangi kemungkinan kasus yang luput terdeteksi.

Temuan ini sejalan dengan penelitian Amri, M. R. A., dkk. (2025). Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Random Forest mencapai akurasi rata-rata 89,97% dengan AUC 0,93, sementara Naïve Bayes mencapai akurasi 85,97% dengan AUC 0,72. Berdasarkan hasil ini, Random Forest dianggap lebih efektif untuk klasifikasi diabetes dan direkomendasikan sebagai algoritma utama dalam pengembangan sistem pendukung keputusan klinis yang didasarkan pada data medis lokal.

Temuan ini sejalan dengan penelitian Kaur & Kumari (2020) yang melaporkan bahwa *Random Forest classifier* memberikan akurasi 83,9% dalam prediksi diabetes menggunakan dataset yang sama. Hasil ini memperkuat teori bahwa *ensemble* model seperti *Random Forest* lebih unggul dibandingkan model tunggal dalam menganalisis data medis kompleks.

Dari hasil penelitian menunjukkan performa yang dicapai sudah memadai untuk aplikasi skrining awal, karena keseimbangan antara precision dan recall menunjukkan sistem mampu mengurangi kesalahan tanpa mengorbankan sensitivitas terhadap kasus positif. Dalam implementasi klinis, akurasi semacam ini dinilai cukup untuk mendukung proses *decision support* bagi pengguna awam maupun praktisi kesehatan, meskipun hasilnya tetap perlu dikonfirmasi oleh pemeriksaan laboratorium.

2. Relevansi Fitur Dataset

Menurut *American Diabetes Association* (ADA, 2022), faktor-faktor seperti kadar glukosa plasma, indeks massa tubuh (BMI), tekanan darah, serta riwayat keluarga merupakan indikator utama dalam penentuan risiko diabetes tipe 2. Dataset Pima Indians Diabetes memuat delapan fitur utama: *Pregnancies*, *Glucose*, *Blood Pressure*, *Skin Thickness*, *Insulin*, *BMI*, *Diabetes Pedigree Function*, dan *Age*, yang kesemuanya memiliki relevansi klinis signifikan dengan patogenesis DMT2.

Fakta penelitian ini memperlihatkan bahwa integrasi seluruh fitur tersebut dalam model menghasilkan tingkat akurasi tinggi, yang mengindikasikan hubungan kuat antar variabel dengan kejadian diabetes. Fitur *Glucose* dan *BMI* menjadi prediktor paling dominan, sesuai temuan Susanto, E. R., & Cahyana, A. (2025) yang menyebutkan bahwa kombinasi kadar glukosa darah tinggi dan obesitas meningkatkan risiko DMT2 hingga empat kali lipat dibanding populasi normal.

Namun demikian, dari hasil penelitian menekankan bahwa meskipun model menunjukkan performa yang kuat, penggunaan dataset Pima Indians memiliki keterbatasan representativitas. Dataset tersebut berasal dari populasi etnis tertentu (wanita Pima Indian di Arizona) sehingga variasi faktor genetik dan lingkungan mungkin berbeda dengan populasi Indonesia. Oleh karena itu, model ini sebaiknya digunakan sebagai alat deteksi awal (*screening tool*), bukan diagnosis medis final. Penggunaan dataset lokal di masa depan akan meningkatkan validitas eksternal dan mengurangi potensi bias populasi.

3. Efektivitas Integrasi dengan Chatbot Telegram

Teori *Technology Acceptance Model* (TAM) yang dikemukakan oleh Davis (1989) dalam Yulianto, S. E. (2011) menjelaskan bahwa penerimaan pengguna terhadap teknologi sangat dipengaruhi oleh dua faktor utama, yaitu *perceived usefulness* (persepsi kebermanfaatan) dan *perceived ease of use* (persepsi kemudahan penggunaan). Dalam konteks ini, integrasi model prediksi ke dalam chatbot Telegram merupakan strategi yang relevan karena memadukan teknologi prediktif dengan platform komunikasi populer yang familiar bagi pengguna.

Fakta di lapangan menunjukkan bahwa chatbot mampu berjalan secara efisien dan memberikan hasil prediksi secara real-time setelah pengguna memasukkan data melalui percakapan interaktif. Penggunaan Telegram terbukti efektif karena platform ini mendukung API yang fleksibel, ringan, dan memiliki tingkat keamanan data yang cukup baik. Rancangan percakapan dalam bahasa sederhana juga memungkinkan pengguna non-medis memahami pertanyaan dan hasil prediksi dengan mudah, yang pada akhirnya meningkatkan partisipasi dalam deteksi dini. Pendekatan ini mencerminkan transformasi digital kesehatan (*digital health transformation*), di mana teknologi komunikasi berbasis AI dapat menurunkan hambatan akses terhadap layanan skrining. Chatbot bukan hanya berfungsi sebagai alat teknis, tetapi juga sebagai media edukatif yang mampu meningkatkan kesadaran kesehatan masyarakat.

Hasil penelitian ini sejalan dengan studi Ng et al. (2025) yang menyebutkan bahwa chatbot kesehatan mampu meningkatkan keterlibatan pasien dalam proses pencegahan penyakit tidak menular hingga 30% melalui interaksi digital yang responsif.

4. User Acceptance Testing (UAT)

Evaluasi UAT menjadi aspek penting dalam menilai sejauh mana sistem diterima dan dirasakan bermanfaat oleh pengguna. Berdasarkan hasil penelitian, nilai rata-rata 4,5 dari 5 menunjukkan bahwa pengguna menilai chatbot sangat mudah digunakan, informatif, dan berguna dalam konteks kehidupan sehari-hari. Hal ini selaras dengan teori ISO 9241-11 yang mendefinisikan *usability* sebagai sejauh mana suatu produk dapat digunakan oleh pengguna untuk mencapai tujuan tertentu dengan efektivitas, efisiensi, dan kepuasan dalam konteks penggunaan yang spesifik.

Menurut Hasil penelitian dari Mulyati, R. S., & Safariyah, E. (2024) menunjukkan bahwa terdapat peningkatan perilaku kepatuhan terhadap obat-obatan dibandingkan sebelum intervensi, di mana 9 responden patuh, setelah intervensi terdapat 44 responden yang patuh dalam mengonsumsi obat-obatan, dan hasil uji Wilcoxon memperoleh nilai p sebesar $0.000 < 0.05$ sehingga H_1 diterima dan terbukti. Pengaruh program telenursing chatbot WhatsApp terhadap kepatuhan dalam mengonsumsi obat anti-tuberkulosis (OAT) pada penderita tuberkulosis di Pusat Kesehatan Kota Benteng Sukabumi.

Penelitian ini menunjukkan bahwa responden memberikan tanggapan positif terhadap kejelasan informasi dan kepraktisan sistem. Responden juga menyoroti potensi chatbot sebagai alat bantu edukasi pasien, terutama dalam memantau faktor risiko dan mendorong perilaku hidup sehat.

Dari hasil penelitian menunjukkan bahwa tingginya tingkat kepuasan pengguna merupakan indikator keberhasilan implementasi sistem berbasis AI di bidang kesehatan. Faktor kunci keberhasilan terletak pada keseimbangan antara fungsionalitas teknis (akurasi model) dan pengalaman pengguna (*user experience*). Selain itu, keberhasilan penerapan chatbot ini menunjukkan bahwa sistem berbasis percakapan dapat menjadi jembatan antara teknologi prediktif dan masyarakat luas, terutama dalam upaya skrining penyakit tidak menular seperti diabetes tipe 2.

E. PENUTUP

Penelitian pengembangan ini telah berhasil menghasilkan sebuah *chatbot* deteksi dini Diabetes Mellitus Tipe 2 yang berbasis *machine learning* dengan algoritme *Random Forest*. Sistem *chatbot* diintegrasikan ke platform Telegram melalui Bot API menggunakan Python, sehingga pengguna dapat mengakses layanan skrining secara mudah melalui aplikasi Telegram. Proses pengembangan mengikuti model R&D ADDIE (*Analysis, Design, Development, Implementation, Evaluation*) secara sistematis, mulai dari analisis kebutuhan, perancangan antarmuka dan model, implementasi *chatbot*, hingga evaluasi fungsional sistem. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa algoritma *Random Forest* yang diterapkan memiliki kemampuan klasifikasi risiko diabetes tipe 2 dengan akurasi yang baik, sejalan dengan temuan penelitian lain yang menyebutkan metode *machine learning* ini efektif untuk mendeteksi diabetes pada tahap sangat awal. Hal ini mengindikasikan bahwa *chatbot* yang dikembangkan mampu memberikan deteksi dini yang andal sesuai tujuan yang diharapkan.

Temuan dan pengembangan sistem ini memberikan kontribusi bagi bidang kesehatan digital. Integrasi teknologi *chatbot* berbasis AI ke dalam layanan kesehatan memperluas jangkauan dan meningkatkan efisiensi skrining faktor risiko penyakit secara

otomatis. Melalui otomasi percakapan interaktif di Telegram, proses skrining awal risiko diabetes dapat dilakukan dengan cepat dan konsisten, sehingga dapat menjembatani keterbatasan skrining konvensional yang mengandalkan interaksi tatap muka. Sistem *chatbot* ini berpotensi meningkatkan kesadaran pengguna akan risiko kesehatannya dan mendorong langkah antisipatif lebih dini untuk mendukung pencegahan komplikasi kronis di kemudian hari. Secara lebih luas, hasil penelitian ini sejalan dengan tren pemanfaatan intervensi kesehatan digital yang menjanjikan solusi pemantauan dan pencegahan penyakit secara personal melalui teknologi. Implementasi *chatbot* deteksi dini seperti ini diharapkan dapat meningkatkan kualitas layanan kesehatan dengan cara mempercepat deteksi faktor risiko, serta membantu mengurangi beban tenaga medis dalam melakukan skrining awal secara manual.

Rekomendasi Pengembangan Selanjutnya: Meskipun *chatbot* yang dikembangkan telah menunjukkan kinerja yang baik, penguatan dan pengembangan lebih lanjut perlu dilakukan agar manfaatnya optimal. Beberapa rekomendasi untuk pengembangan dan penelitian selanjutnya antara lain:

- 1) Integrasi dengan sistem kesehatan: Mengintegrasikan *chatbot* dengan sistem informasi kesehatan atau rekam medis elektronik (*Electronic Health Record*), sehingga data hasil skrining dapat diteruskan kepada tenaga kesehatan untuk tindak lanjut secara efisien. Langkah ini akan memperkuat kolaborasi *chatbot* dengan layanan klinis dan memastikan pengguna yang berisiko tinggi mendapat intervensi medis yang tepat waktu.
- 2) Evaluasi skala luas dan jangka panjang: Melakukan evaluasi lebih lanjut dalam skala populasi yang lebih besar dan periode yang lebih panjang untuk menilai efektifitas dan dampak nyata *chatbot* ini.
- 3) Peningkatan fitur dan akurasi model: Mengembangkan fitur *chatbot* yang lebih komprehensif. Sebagai contoh, menambahkan modul edukasi kesehatan mengenai pencegahan diabetes, fitur konsultasi daring, serta integrasi data gaya hidup (aktivitas fisik, pola makan, dll.) dari pengguna. Data tambahan tersebut dapat digunakan untuk meningkatkan akurasi model prediksi maupun memberikan umpan balik yang lebih personal.
- 4) Ekspansi platform dan implementasi: Memperluas jangkauan *chatbot* ke platform lain selain Telegram. Mengingat tidak semua calon pengguna menggunakan Telegram, adaptasi ke platform pesan instan populer (seperti WhatsApp) atau pengembangan aplikasi *mobile* mandiri dapat dipertimbangkan agar lebih banyak individu dapat mengakses layanan deteksi dini ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Artanti, P. H. (2023). *Penerapan Neural Network dengan optimasi Ant Colony Optimization dan Backpropagation untuk membangun model prediksi diabetes tahap awal* (Doctoral dissertation, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim).
- Kartika, R. W., Liem, J. F., & Widjaja, D. (2024). Penggunaan Ukrida Chatbot Pada Pemeriksaan Kesehatan Karyawan Rumah Sakit Ukrida. *Heme: Health and Medical Journal*, 6(3), 247-257.

- Mulyati, R. S., & Safariyah, E. (2024). Pengaruh Telenursing Whatsapp Chatbot Terhadap Kepatuhan Minum Obat (OAT) Di Puskesmas Benteng Kota Sukabumi. *Jurnal Ventilator: Jurnal Riset Ilmu Kesehatan Dan Keperawatan*, 2(1).
- Naz, H., & Ahuja, S. (2020). Deep learning approach for diabetes prediction using PIMA Indian dataset. *Journal of Diabetes & Metabolic Disorders*, 19(1), 391-403.
- Amri, M. R. A., Permana, E., Pachadria, P. A., & Fitri, S. (2025). Perbandingan Metode Naïve Bayes dan Random Forest dalam Memprediksi Penyakit Diabetes Melitus pada Klinik Citra Sejati. *JTIM: Jurnal Teknologi Informasi dan Multimedia*, 7(4), 847-858.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45(1), 5-32.
- Care, D. (2022). Diabetes: Standards of medical care in diabetes—2022. *Diabetes Care*, 45(1), S113-S124.
- Cho, N. H., Shaw, J. E., Karuranga, S., Huang, Y., da Rocha Fernandes, J. D., Ohlrogge, A. W., & Malanda, B. I. D. F. (2018). IDF Diabetes Atlas: Global estimates of diabetes prevalence for 2017 and projections for 2045. *Diabetes research and clinical practice*, 138, 271-281.
- Ginting, J. B., Suci, T., Ginting, C. N., & Girsang, E. (2023). Early detection system of risk factors for diabetes mellitus type 2 utilization of machine learning-random forest. *Journal of Family and Community Medicine*, 30(3), 171-179.
- International Diabetes Federation. (2021). *IDF Diabetes Atlas, 10th edition*. <https://diabetesatlas.org/>
- Susanto, E. R., & Cahyana, A. (2025). Penerapan Algoritma XGBoost untuk Prediksi Diabetes: Analisis Confusion Matrix dan ROC Curve. *Fountain of Informatics Journal*, 10(1), 40-50.
- International Organization for Standardization (ISO). (2018). *Ergonomic Requirements for Office Work with Visual Display Terminals (VDTs) – Part 11: Guidance on Usability (ISO 9241-11)*. Geneva: ISO.
- Yulianto, S. E. (2011). Pengaruh persepsi kemudahan dan persepsi kemanfaatan terhadap pemanfaatan e-learning dengan model tam di smk muhammadiyah 3 yogyakarta. *JBTI: Jurnal Bisnis: Teori dan Implementasi*, 2(1), 45-62.
- Kaur, H., & Kumari, V. (2022). Predictive modelling and analytics for diabetes using a machine learning approach. *Applied computing and informatics*, 18(1/2), 90-100.nform.
- Ng KW, Lee H, et al. (2025). *AI-Powered Chatbots in Healthcare: Improving Patient Engagement and Preventive Care*. Front Public Health.
- Razzak I, Imran M. (2013). *AI Applications in Healthcare: Enhancing Early Detection and Patient Engagement*. Comput Methods Programs Biomed.
- Topol, E. J. (2019). High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. *Nature medicine*, 25(1), 44-56.