

Prediksi Indikasi Depresi Mahasiswa Menggunakan Algoritma Decision Tree C4.5 Berdasarkan Kuesioner PHQ-9

Nur Aulia Hasanah¹, Arnita Nonot² Muhammad Sony Maulana³, Sri Dewi Ayu Safitri⁴

^{1,2,3,4}Sistem Informasi, Fakultas Teknik dan Informatika Universitas Bina Sarana Informatika, Kota Pontianak, Indonesia

Email: ¹*19221282@bsi.ac.id, ²19221170@gmail.com, ³muhammad.sony.mom@bsi.ac.id, ⁴sri.sdf@bsi.ac.id
(*Email Corresponding Author: 19221170@bsi.ac.id)

Received: 2 Juli 2026 | Revision: 10 Juli 2026 | Accepted: 15 Juli 2026

Abstrak

Depresi merupakan salah satu permasalahan kesehatan mental yang banyak dialami mahasiswa akibat berbagai tuntutan akademik, sosial, maupun kondisi ekonomi. Identifikasi sejak dini diperlukan agar mahasiswa yang berisiko dapat memperoleh penanganan yang lebih cepat. Penelitian ini bertujuan membangun model prediksi indikasi depresi pada mahasiswa Universitas Bina Sarana Informatika menggunakan algoritma Decision Tree C4.5 berdasarkan data dari instrumen Patient Health Questionnaire-9 (PHQ-9). Penelitian dilaksanakan dengan mengikuti tahapan Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) yang meliputi pemahaman permasalahan, persiapan dataset, pembangunan model klasifikasi, dan evaluasi terhadap performa model. Dataset penelitian diperoleh dari hasil pengisian kuesioner Patient Health Questionnaire-9 (PHQ-9) oleh mahasiswa Universitas Bina Sarana Informatika. Instrumen tersebut terdiri atas sembilan indikator yang digunakan untuk mengukur gejala depresi berdasarkan frekuensi yang dialami responden. Responden dengan total skor minimal 10 diklasifikasikan sebagai terindikasi depresi, sedangkan responden dengan skor di bawah 10 dikategorikan tidak terindikasi depresi. Dataset dibagi menjadi data pelatihan sebesar 80% dan data pengujian sebesar 20% hasil akurasi 81,40%, kemudian dilakukan validasi menggunakan teknik 10-Fold Cross Validation. Evaluasi model dilakukan menggunakan confusion matrix, precision, recall, F1-score, dan Area Under Curve (AUC). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model mencapai rata-rata akurasi sebesar 84,55%, sehingga Decision Tree C4.5 memiliki kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan indikasi depresi pada mahasiswa. Selain itu, atribut dengan nilai Information Gain tertinggi menjadi faktor utama dalam proses pembentukan pohon keputusan sehingga dapat dimanfaatkan sebagai dasar pengembangan sistem deteksi dini berbasis data mining.

Kata Kunci: C4.5 Pohon Keputusan, Depresi, Mahasiswa, PHQ-9, Penambangan Data, Klasifikasi

Abstract

Depression is a mental health problem frequently experienced by students due to various academic, social, and economic demands. Early identification is necessary so that at-risk students can receive faster treatment. This study aims to develop a predictive model for depression indications in students at Bina Sarana Informatika University using the Decision Tree C4.5 algorithm based on data from the Patient Health Questionnaire-9 (PHQ-9) instrument. The study was conducted by following the Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) stages, which include understanding the problem, preparing the dataset, building a classification model, and evaluating the model's performance. The research dataset was obtained from the results of filling out the Patient Health Questionnaire-9 (PHQ-9) questionnaire by Bina Sarana Informatika University students. The instrument consists of nine indicators used to measure depressive symptoms based on the frequency experienced by respondents. Respondents with a total score of at least 10 are classified as indicated as depressed, while respondents with a score below 10 are categorized as not indicated as depressed. The dataset was divided into 80% training data and 20% testing data, resulting in an accuracy of 81.40%. Validation was then performed using 10-Fold Cross Validation. Model evaluation was performed using a confusion matrix, precision, recall, F1-score, and Area Under the Curve (AUC). The results showed that the model achieved an average accuracy of 84.55%, indicating that the C4.5 Decision Tree demonstrated good ability to classify depression in college students. Furthermore, the attribute with the highest Information Gain value was the primary factor in the decision tree formation process, thus enabling it to be used as a basis for developing a data mining-based early detection system.

Keywords: C4.5 Decision Tree, Depression, College Students, PHQ-9, Data Mining, Classification.

1. PENDAHULUAN

Kesehatan mental telah menjadi isu global yang mendapat perhatian serius dalam beberapa dekade terakhir, khususnya di kalangan mahasiswa yang menghadapi berbagai tekanan akademik, sosial, dan ekonomi secara bersamaan [1]. Depresi merupakan salah satu gangguan mental yang paling umum dan berdampak signifikan terhadap kualitas hidup individu [2]. Ditengah Kemajuan teknologi informasi, pendekatan inovatif menggunakan metode data mining dan algoritma decision tree C4.5 berdasarkan data phq-9 telah menjadi daya dorong penting dalam upaya utama memahami, memprediksi, dan mengelola depresi lebih efektif [3].

Kelompok usia muda, khususnya mahasiswa, menjadi salah satu populasi yang paling terdampak oleh gangguan depresi. Dari umur 22 tahun hingga umur 23 tahun, insiden depresi pada individu berusia di bawah ≥ 24 tahun meningkat lebih dari 23.1%, dengan beban tertinggi ditemukan pada kelompok usia 22–24 tahun. Di Karangan Mahasiswa, dari hasil survei kuesioner kami mencapai yang terindikasi depresi 33.80%, tidak depresi 66.20% dengan angka tertinggi justru ditemukan pada kelompok usia muda 22–23 tahun yakni sebesar 39.5%. Menurut WHO (2022), sebanyak 48% mahasiswa di perguruan tinggi mengalami kecemasan dan 41% mengalami depresi dalam tingkat sedang hingga berat. Tingginya angka tersebut mengindikasikan bahwa mahasiswa berada dalam kondisi rentan yang membutuhkan sistem deteksi dini yang andal dan terstruktur [4].

Salah satu instrumen yang telah terstandarisasi secara klinis dan banyak digunakan untuk mengukur tingkat depresi adalah kuesioner Patient Health Questionnaire-9 (PHQ-9) [5]. Instrumen ini terdiri dari sembilan item pertanyaan yang disusun berdasarkan kriteria diagnostik Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders edisi keempat (DSM-IV) dan terbukti valid serta reliabel dalam berbagai konteks penelitian kesehatan mental [6]. Penggunaan PHQ-9 pada populasi mahasiswa dinilai efektif karena sifatnya yang mudah diisi, berbasis laporan mandiri (self-report), dan mampu mengidentifikasi tingkat keparahan gejala depresi secara cepat dan terstruktur [6].

Seiring berkembangnya teknologi informasi, pendekatan data mining semakin banyak dimanfaatkan dalam bidang kesehatan untuk membantu proses klasifikasi dan prediksi suatu kondisi secara otomatis dan efisien. Salah satu algoritma yang populer dan terbukti efektif dalam klasifikasi adalah Decision Tree C4.5 [6], yang bekerja dengan menghitung nilai entropy dan information gain untuk menentukan atribut terbaik sebagai simpul keputusan sehingga menghasilkan aturan klasifikasi yang mudah diinterpretasikan [7]. Algoritma C4.5 telah diterapkan dalam berbagai penelitian klasifikasi berbasis kuesioner, salah satunya dalam menentukan tingkat stres mahasiswa [8]. Penelitian lain juga menunjukkan bahwa implementasi algoritma Decision Tree dengan seleksi fitur berbasis information gain menghasilkan performa klasifikasi yang baik pada data kesehatan mental. Keunggulan algoritma ini terletak pada kemampuannya menghasilkan pohon keputusan yang transparan dan mudah dipahami, sehingga sangat relevan diterapkan dalam konteks prediksi kesehatan mental [9].

Meskipun berbagai penelitian telah menunjukkan efektivitas algoritma C4.5 dalam klasifikasi data kesehatan, penerapannya secara spesifik untuk memprediksi indikasi depresi mahasiswa berbasis data kuesioner PHQ-9 masih terbatas dan perlu dikaji lebih mendalam [10]. Berdasarkan Rumusan masalah dalam penelitian ini berfokus pada bagaimana membangun prediksi algoritma Decision Tree C4.5 dalam memprediksi indikasi depresi mahasiswa berdasarkan data kuesioner PHQ-9, berapa tinggi tingkat akurasi yang dihasilkan oleh algoritma Decision C4.5 Dari proses klasifikasi. Penelitian ini juga terdapat faktor-faktor yang berpengaruh terhadap prediksi indikasi pada mahasiswa berdasarkan data kuesioner PHQ-9 yang paling berpengaruh terhadap hasil prediksi, sehingga dapat memberikan gambaran yang lebih mendalam mengenai pola gejala depresi yang dialami mahasiswa.

Tujuan penelitian ini adalah untuk menerapkan algoritma Decision Tree C4.5 sebagai model prediktif indikasi depresi mahasiswa berbasis data kuesioner PHQ-9, yang dapat memberikan kontribusi pada pemahaman mendalam tentang risiko depresi di lingkungan perguruan tinggi serta memungkinkan penerapan intervensi kesehatan mental yang lebih tepat waktu dan tepat sasaran. Manfaat Penelitian ini diharapkan memberikan manfaat bagi dua pihak utama [11]. Bagi mahasiswa, hasil penelitian ini dapat menjadi sarana deteksi dini indikasi depresi secara mandiri melalui kuesioner PHQ-9, sehingga mahasiswa dapat lebih cepat menyadari kondisi kesehatan mentalnya dan segera mendapatkan penanganan yang tepat sebelum gejala berkembang menjadi lebih serius. Bagi pihak kampus, penelitian ini dapat dijadikan referensi dalam mengembangkan sistem skrining kesehatan mental mahasiswa berbasis data mining, sekaligus menjadi dasar pengambilan keputusan dalam merancang program intervensi dan dukungan psikologis yang lebih tepat sasaran, terukur, dan berbasis data nyata di lingkungan Universitas Bina Sarana Informatika.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Data Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode predictive analytics, yaitu Menerapkan Algoritma Decision Tree C4.5 untuk klasifikasi dalam memprediksi indikasi depresi pada mahasiswa berdasarkan data kuesioner PHQ-9 dan data pendukung demografis serta gaya hidup. [12]. Metodologi yang digunakan dalam merancang tahapan penelitian ini adalah menggunakan CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining) yang terdiri dari enam tahapan iteratif dan sistematis [13].

Tabel 1. Dataset

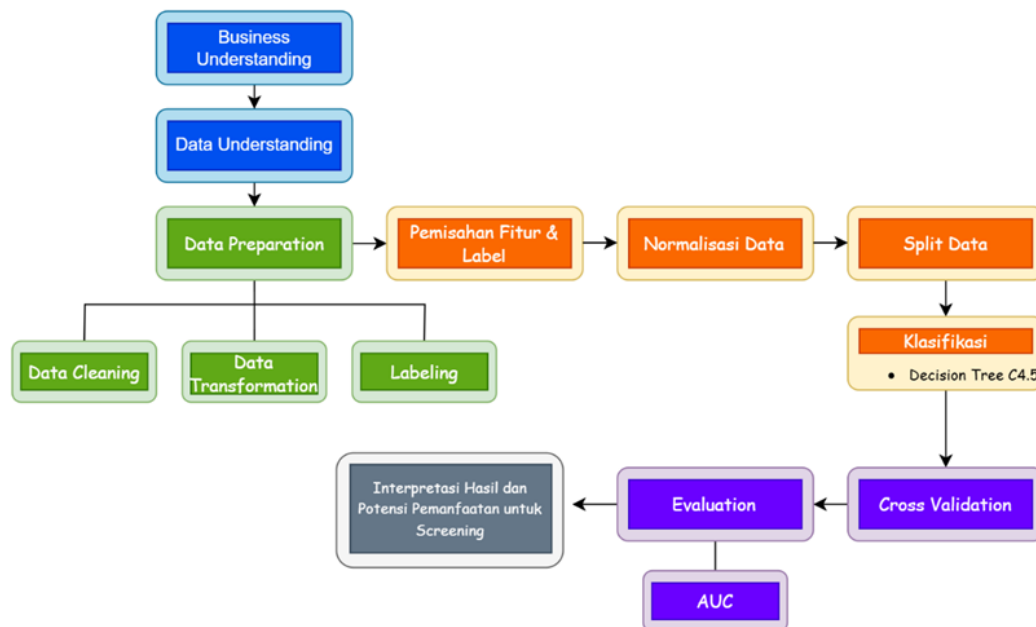
No	Variabel	Tipe Data	Deskripsi
1	Program Studi	Kategorikal	Program Studi Mahasiswa
2	Jenis Kelamin	Kategorikal	Laki-Laki / perempuan

3	Usia	Numerik	Usia Mahasiswa
4	Semester	Numerik	Semester Mahasiswa
5	IPK Terakhir	Numerik	IPK Terakhir
6	Lama tidur	Kategorikal	Rata-rata durasi tidur responden per malam
7	Lama Belajar	Kategorikal	Rata-rata durasi belajar mandiri responden per hari
8	Durasi Media Sosial	Kategorikal	Rata-rata durasi penggunaan media sosial per hari
9	Beban Tugas	Ordinal	Persepsi beban tugas akademik yang dirasakan
10	Aktivitas Organisasi	Kategorikal	Tingkat keterlibatan dalam kegiatan organisasi kampus
11	Dukungan Keluarga	Ordinal	Tingkat dukungan yang diterima dari keluarga selama menjalani perkuliahan
12	Kondisi Ekonomi	Ordinal	Persepsi responden terhadap kondisi ekonomi keluarga
13	PHQ_1	Ordinal	Merasa tidak tertarik dan bergairah dalam melakukan apapun
14	PHQ_2	Ordinal	Merasa sedih, tertekan, dan putus asa
15	PHQ_3	Ordinal	Sulit tidur, mudah terbangun, atau terlalu banyak tidur
16	PHQ_4	Ordinal	Merasa lelah atau tidak bertenaga
17	PHQ_5	Ordinal	Nafsu makan berkurang atau makan berlebihan
18	PHQ_6	Ordinal	Merasa buruk tentang diri sendiri, merasa gagal, atau mengecewakan diri sendiri
19	PHQ_7	Ordinal	Sulit berkonsentrasi, misalnya membaca atau menonton televisi
20	PHQ_8	Ordinal	Bergerak atau berbicara sangat lambat, atau sebaliknya Gelisah dan bergerak lebih dari biasanya
21	PHQ_9	Ordinal	Berfikir untuk menyakiti diri sendiri atau lebih baik mati

Tabel 1 diatas menyajikan struktur dataset penelitian yang terdiri atas 21 variabel, mencakup 12 variabel demografis dan gaya hidup (program studi, jenis kelamin, usia, semester, IPK, lama tidur, lama belajar, durasi media sosial, beban tugas, aktivitas organisasi, dukungan keluarga, dan kondisi ekonomi) dengan tipe data numerik, kategorikal, dan ordinal yang berfungsi sebagai variabel prediktor (fitur), serta 9 item instrumen baku PHQ-9 bertipe ordinal (PHQ_1–PHQ_9) yang mengukur gejala depresi mulai dari kehilangan minat, perasaan sedih dan putus asa, gangguan tidur, kelelahan, perubahan nafsu makan, perasaan gagal, sulit konsentrasi, perubahan psikomotor, hingga pikiran menyakiti diri, yang skor gabungannya digunakan untuk membentuk label target (Terindikasi Depresi/Tidak Terindikasi Depresi) sehingga tidak lagi dipakai sebagai fitur prediktor pada tahap klasifikasi guna menghindari *data leakage*.

2.2 Pendekatan dan Rancangan Kegiatan

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode predictive analytics, yaitu membangun model klasifikasi untuk memprediksi indikasi depresi pada mahasiswa berdasarkan data kuesioner PHQ-9 dan data pendukung demografis serta gaya hidup. [12]. Metodologi yang digunakan dalam merancang tahapan penelitian ini adalah CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining) yang terdiri dari enam tahapan iteratif dan sistematis [13].



Gambar 1. Alur Penelitian

a. Business Understanding

Tahap ini merumuskan tujuan penelitian, yaitu menerapkan Algoritma Decision Tree C4.5 untuk klasifikasi yang mampu memprediksi indikasi depresi pada mahasiswa berdasarkan data kuesioner Patient Health Questionnaire-9 (PHQ-9) serta data pendukung demografis dan gaya hidup, sekaligus mengidentifikasi faktor-faktor yang paling berpengaruh terhadap indikasi tersebut.

b. Data Understanding

Pengumpulan data dilakukan melalui penyebaran kuesioner PHQ-9 secara daring menggunakan Google Form kepada mahasiswa. Data hasil kuesioner selanjutnya dimuat ke dalam lingkungan Google Colab untuk diperiksa struktur, jumlah responden, dan gambaran umum distribusinya sebelum diproses lebih lanjut.

c. Data Preparation

Tahap ini dilakukan untuk meningkatkan kualitas dan kesiapan data sebelum memasuki proses pemodelan. Tahap ini meliputi tiga proses utama, yaitu data cleaning, data transformation, dan labeling.

1. Data Cleaning

Proses data cleaning dilakukan untuk memastikan dataset siap digunakan pada tahap analisis. Tahap ini meliputi penghapusan kolom yang tidak relevan, pemeriksaan missing value dan data duplikat, serta perbaikan nilai Indeks Prestasi Kumulatif (IPK) yang tidak valid akibat kesalahan input maupun kesalahan format saat konversi dari berkas Excel. Hasil pemeriksaan menunjukkan bahwa dataset telah bersih dari missing value dan data duplikat setelah proses ini dilakukan.

2. Data Transformation

Proses data transformation dilakukan untuk mengubah variabel kategorikal seperti jawaban PHQ-9, program studi, jenis kelamin, lama tidur, durasi penggunaan media sosial, dan keikutsertaan dalam aktivitas organisasi menjadi bentuk numerik menggunakan teknik pemetaan (ordinal mapping), sehingga seluruh atribut dapat diproses oleh algoritma klasifikasi.

3. Labeling

Label target dibentuk untuk mengelompokkan setiap responden ke dalam kategori "Terindikasi Depresi" dan "Tidak Terindikasi Depresi". Skor total dihitung dari penjumlahan sembilan item PHQ-9, kemudian nilai ambang (cutoff) skor 10 digunakan sebagai batas pembagi kedua kelas tersebut, mengikuti kategori

keparahan klinis yang ditetapkan pada instrumen PHQ-9. Setelah label target terbentuk, sembilan item PHQ-9 dihapus dari variabel prediktor untuk mencegah terjadinya data leakage selama proses pelatihan model.

d. Pemisahan Fitur dan Label

Setelah label terbentuk, dataset dipisahkan menjadi variabel prediktor (X) dan variabel target (y). Selain sembilan item PHQ-9 dan skor totalnya, atribut kelompok usia (versi teks dari atribut usia yang digunakan untuk analisis deskriptif) juga dihapus dari himpunan fitur agar model tidak mempelajari atribut turunan yang berkaitan langsung dengan proses pembentukan label.

e. Normalisasi Data

Normalisasi data dilakukan menggunakan MinMaxScaler untuk mengubah seluruh nilai atribut numerik ke dalam rentang 0 hingga 1, sehingga setiap atribut berada pada skala yang sebanding dan tidak ada atribut yang mendominasi proses pembelajaran model hanya karena memiliki rentang nilai yang lebih besar.

f. Pembagian Data (Data Splitting)

Dataset dibagi menjadi data latih sebanyak 80% dan data uji sebanyak 20% menggunakan metode train-test split dengan `random_state = 42` untuk memastikan reproduktibilitas hasil, serta parameter stratify untuk menjaga proporsi kelas pada data latih dan data uji tetap seimbang sesuai proporsi aslinya.

g. Klasifikasi

Proses klasifikasi menggunakan algoritma Decision Tree (C4.5) yang dibangun dengan `criterion = entropy` dan `random_state = 42`. Implementasi ini digunakan sebagai pendekatan algoritma C4.5 karena keduanya menggunakan konsep entropi dan information gain untuk menentukan percabangan terbaik pada pohon keputusan (Quinlan, 1993).

h. Cross Validation

Evaluasi model dilakukan menggunakan teknik 10-fold Cross Validation, yaitu dataset dibagi menjadi sepuluh bagian. Pada setiap iterasi, satu bagian digunakan sebagai data uji, sedangkan sembilan bagian lainnya digunakan sebagai data latih. Nilai rata-rata dari seluruh iterasi digunakan sebagai hasil evaluasi akhir untuk menguji kestabilan performa model.

i. Evaluation

Performa model dievaluasi menggunakan metrik accuracy, precision, recall, F1-score, confusion matrix, serta ROC curve dan AUC untuk menilai kemampuan model dalam membedakan kelas Terindikasi Depresi dan Tidak Terindikasi Depresi. Selain itu, dilakukan visualisasi pohon keputusan dan feature importance untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang paling berpengaruh terhadap indikasi depresi mahasiswa.

j. Interpretasi Hasil dan Potensi Pemanfaatan untuk Screening

Hasil klasifikasi diinterpretasikan untuk mengidentifikasi faktor-faktor dominan yang berkontribusi terhadap indikasi depresi mahasiswa, kemudian dirangkum menjadi temuan penelitian yang menjawab rumusan masalah. Penelitian ini tidak sampai pada tahap implementasi sistem secara nyata, melainkan berhenti pada tahap perumusan potensi pemanfaatan hasil model, misalnya sebagai dasar rekomendasi bagi pihak Bimbingan Konseling (BK) kampus untuk memprioritaskan mahasiswa yang memerlukan pendampingan lebih lanjut. Hasil "Terindikasi Depresi" tetap memerlukan konfirmasi lebih lanjut oleh psikolog atau tenaga profesional, karena model ini bersifat deteksi awal (screening), bukan alat diagnosis klinis.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

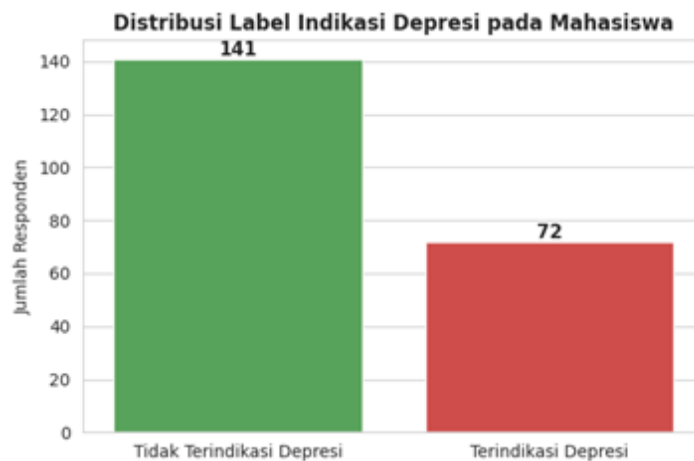
3.1 Pengumpulan Data

Data dalam penelitian ini diperoleh dari hasil penyebaran kuesioner PHQ-9 secara daring kepada mahasiswa Universitas Bina Sarana Informatika Kampus Kota Pontianak. Berdasarkan hasil pengumpulan data, diperoleh sebanyak 213 responden yang terdiri dari mahasiswa program studi Sistem Informasi, Teknik Informatika, dan Sistem Informasi Akuntansi. Data mencakup 23 kolom yang terdiri dari data demografis, data gaya hidup, dan sembilan item pertanyaan kuesioner PHQ-9.

...	Timestamp	Email Address	Program Studi	Jenis Kelamin	Usia	Semester	IPK Terakhir	Lama Tidur	Lama Belajar	Durasi Media Sosial	Beban Tugas	Aktivitas Organisasi	Keluarga	Ekonomi
0	2026-06-13 14:30:08.282	aminipnk2020@gmail.com	Sistem Informasi	Perempuan	22	Semester 8	3.90	5-6 jam	3-4 jam	Lebih dari 6 jam	4	Tidak mengikuti organ...	5	Cukup (Kebutuhan poko...
1	2026-06-13 09:38:34.242	evensusagung5393@gma...	Sistem Informasi	Laki Laki	25	Semester 8	2.79	5-6 jam	Kurang dari 1 jam	1-3 jam	5	Tidak mengikuti organ...	5	Sangat Kurang (Sering...
2	2026-06-13 09:42:20.744	donsujah@gmail.com	Sistem Informasi Akun...	Perempuan	23	Semester 8	3.20	7-8 jam	1-2 jam	1-3 jam	4	Mengikuti, tetapi tid...	4	Sangat Kurang (Sering...
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...

Gambar 2. 1 Pratinjauan Data

Berdasarkan hasil analisis deskriptif, distribusi indikasi depresi mahasiswa disajikan pada Gambar 3 berikut.

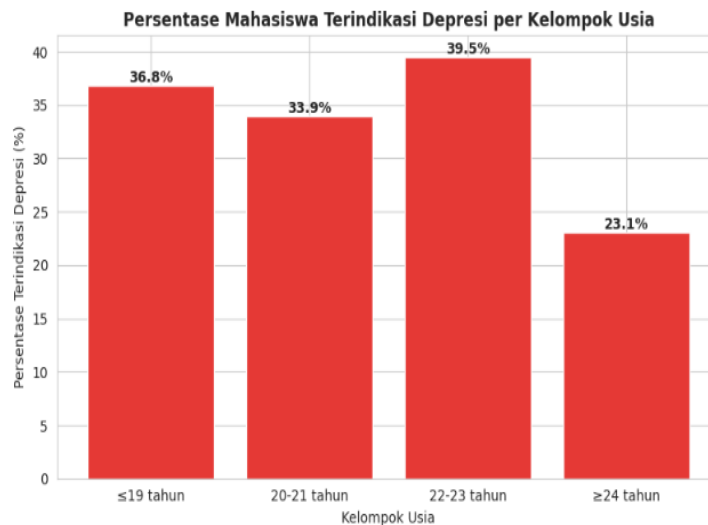


Gambar 3. Distribusi Label Indikasi Depresi Mahasiswa

Hasil menunjukkan bahwa sebanyak 72 mahasiswa (33,80%) terindikasi depresi, sedangkan 141 mahasiswa (66,20%) tidak terindikasi depresi. Hal ini mengindikasikan bahwa hampir sepertiga mahasiswa Universitas Bina Sarana Informatika mengalami indikasi depresi yang perlu mendapat perhatian lebih lanjut dari pihak kampus, khususnya unit layanan konseling. Analisis berdasarkan kelompok usia disajikan pada Tabel 2 berikut.

Tabel 2. Persentase Indikasi Depresi Berdasarkan Kelompok Usia

Kelompok Usia	Terindikasi depresi	Tidak Terindikasi	Total
≤19 Tahun	7 (36,84%)	12(63,16%)	19
20-21Tahun	19(33,93%)	37(66,07%)	56
22-23 Tahun	34(39,53%)	52(60,47%)	86
≥24 tahun	12(23,08%)	40(76,92%)	52
Total	72	141	213



Gambar 4. Presentase berdasarakan kelompok Usia

Berdasarkan Tabel 2, dan gambar 4 kelompok usia 22–23 tahun memiliki persentase indikasi depresi tertinggi sebesar 39,53%, diikuti kelompok usia ≤19 tahun sebesar 36,84%, dan kelompok usia 20–21 tahun sebesar 33,93%. Sementara itu, kelompok usia ≥24 tahun memiliki persentase indikasi depresi terendah sebesar 23,08%. Tingginya indikasi depresi pada kelompok usia 22–23 tahun dapat dikaitkan dengan tekanan akademik yang lebih berat pada masa-masa akhir perkuliahan, seperti penyelesaian tugas akhir dan persiapan memasuki dunia kerja.

3.2 Preprocessing

Tahap preprocessing dilakukan untuk memastikan kualitas data sebelum digunakan dalam proses pemodelan. Proses preprocessing mencakup tiga tahapan utama yaitu *data cleaning*, *data transformation*, dan *labeling*.

a. Data Cleaning

Proses cleaning data ini dilakukan untuk mengecek missing value maupun data duplikat pada dataset yang dikumpulkan, sehingga seluruh 213 data responden dapat digunakan dalam proses pemodelan tanpa pengurangan baris. Namun demikian, ditemukan dua anomali pada kolom IPK, yaitu: (1) satu responden dengan nilai IPK yang terbaca sebagai format tanggal oleh sistem akibat kesalahan input Google Form. Hasil pemeriksaan inkonsistensi menunjukkan bahwa seluruh jawaban kuesioner PHQ-9 berada dalam rentang jawaban yang valid. Jumlah data setelah proses *data cleaning* tetap berjumlah 213 baris.

b. Data Transformation

Proses transformasi data meliputi: (1) konversi jawaban kuesioner PHQ-9 (P1–P9) dari teks menjadi nilai numerik ordinal 0–3; (2) konversi variabel demografis dan gaya hidup seperti jenis kelamin, program studi, semester, lama tidur, lama belajar, durasi media sosial, aktivitas organisasi, dan kondisi ekonomi ke dalam bentuk numerik menggunakan teknik *label encoding*; serta (3) normalisasi seluruh fitur ke rentang 0–1 menggunakan *MinMaxScaler* agar seluruh atribut memiliki skala yang seimbang dalam proses pemodelan. Total fitur yang digunakan setelah transformasi berjumlah 21 fitur.

c. Labeling

Penentuan label dilakukan berdasarkan total skor PHQ-9 masing-masing responden dengan nilai *cut-off* 10 [14]. Responden dengan total skor ≥10 dikategorikan sebagai Terindikasi Depresi dan skor <10 dikategorikan sebagai Tidak Terindikasi Depresi. Statistik deskriptif total skor PHQ-9 menunjukkan nilai rata-rata sebesar 8,31, nilai minimum 0, nilai maksimum 24, dan median sebesar 8,00, yang mengindikasikan bahwa sebagian besar responden berada di bawah ambang batas indikasi depresi namun dengan sebaran yang cukup luas.

3.3 Pemodelan C4.5

Dataset sebanyak 213 responden dibagi menggunakan rasio 80% data latih dan 20% data uji dengan teknik *stratified split* untuk memastikan proporsi kelas tetap seimbang pada kedua subset. Hasil pembagian data disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Pembagian Data Training dan Testing

Subset	Jumlah Data	Presentase
Training	170	80%
Testing	43	20%
Total	213	100%

Penerapan *Decision Tree* C4.5 dibangun menggunakan data latih sebanyak 170 responden dengan parameter *criterion='entropy'* yang merepresentasikan perhitungan *Information Gain* berbasis *Entropy* sesuai konsep dasar algoritma C4.5. Pohon keputusan yang terbentuk menghasilkan aturan klasifikasi berdasarkan atribut-atribut dengan nilai *Information Gain* tertinggi sebagai simpul akar (*root node*)[11]. Berdasarkan hasil perhitungan, atribut P3 (gangguan tidur) terpilih sebagai *root node* dengan nilai *feature importance* tertinggi sebesar 0,3670, yang berarti atribut ini paling dominan dalam membedakan kelas Terindikasi Depresi dan Tidak Terindikasi Depresi pada mahasiswa.

3.4 Hasil Evaluasi

Evaluasi model dilakukan terhadap 43 data uji menggunakan *confusion matrix*. Hasil evaluasi disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Confusion Matrix Model Decision Tree C4.5

	Prediksi Terindikasi	Prediksi Tidak Terindikasi
Aktual terindikasi	TP=10	FN=5
Aktual tidak terindikasi	FP=3	TN=25

Rumusan:

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

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

$$\text{F1-Score } F1 = 2 \cdot \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (3)$$

Hasil Perhitungan manual Confusion Matrix

- TP = 10 (Terindikasi Depresi, diprediksi Terindikasi Depresi)
- FP = 5 (Tidak Terindikasi, diprediksi Terindikasi)
- FN = 3 (Terindikasi, diprediksi Tidak Terindikasi)
- TN = 25 (Tidak Terindikasi, diprediksi Tidak Terindikasi)
- Total = 43

a. Accuracy

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\%$$

$$\text{Accuracy} = \frac{10 + 25}{10 + 25 + 5 + 2} \times 100\%$$

$$\text{Accuracy} = \frac{35}{43} \times 100\%$$

$$\text{Accuracy} = 81,40 \%$$

b. Precision

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\%$$

$$\text{Precision} = \frac{10}{10 + 5} \times 100\%$$

$$\text{Precision} = \frac{10}{15} \times 100\%$$

$$\text{Precision} = 66,67\%$$

c. Recall

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\%$$

$$\text{Recall} = \frac{10}{10 + 3} \times 100\%$$

$$\text{Recall} = \frac{10}{13} \times 100\%$$

$$\text{Recall} = 76,92\%$$

d. F1-Score

$$F1 = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

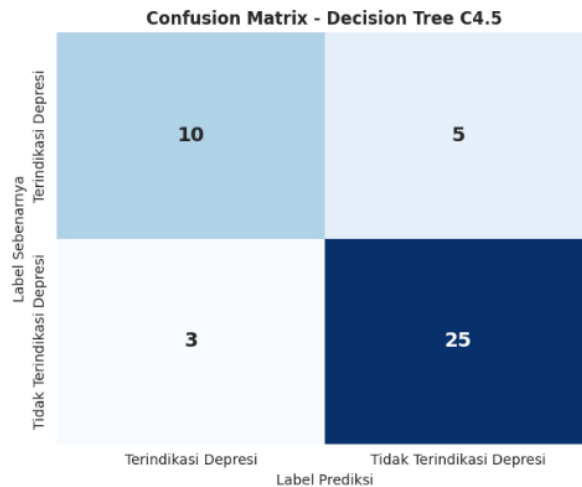
$$F1 = 2 \times \frac{0,6667 \times 0,7692}{0,6667 + 0,7692}$$

$$F1 = 2 \times \frac{0,5128}{1,4359}$$

$$F1 = 2 \times 0,3571$$

$$F1 = 71,42\%$$

Berdasarkan hasil *confusion matrix*, diperoleh nilai metrik evaluasi yang di hasilkan adalah.

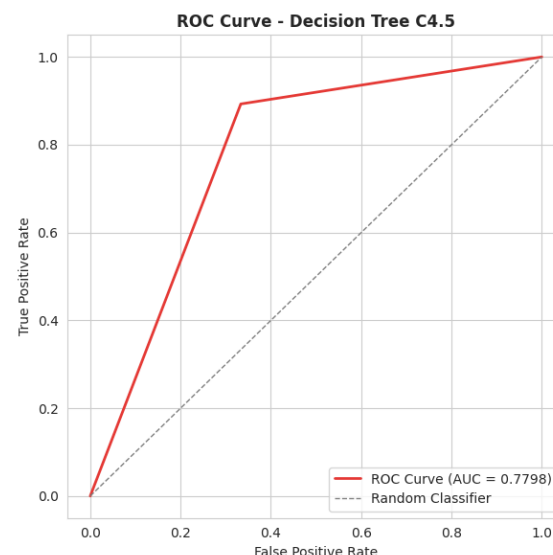


Gambar 5. Confusion matrix Decision Tree C4.5

Nilai akurasi sebesar 81,40% pada pengujian *split* 80:20 menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan 81,40% data uji dengan benar. Nilai *precision* sebesar 66,67% menunjukkan tingkat ketepatan prediksi kelas positif, sedangkan nilai *recall* sebesar 76,92% menunjukkan kemampuan model dalam mendeteksi seluruh kasus yang sebenarnya terindikasi depresi. Nilai *F1-Score* sebesar 71,42% mencerminkan keseimbangan antara *precision* dan *recall* yang cukup baik.

3.5 ROC Curve dan AUC

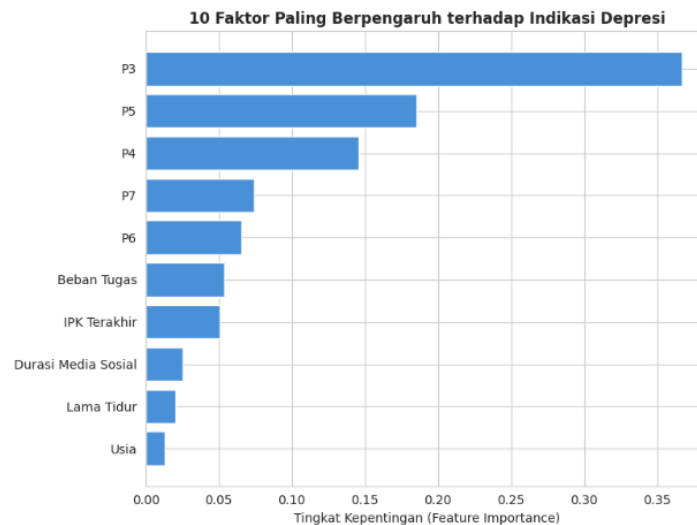
Berdasarkan nilai *Area Under Curve* (AUC) yang diperoleh adalah 0,7798, standar interpretasi AUC dikategorikan sebagai "Cukup" (rentang 0,70–0,80). Nilai ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan diskriminasi yang cukup baik dalam membedakan kelas Terindikasi Depresi dan Tidak Terindikasi Depresi.



Gambar 6. Visualisasi ROC Curve

Berdasarkan nilai *Area Under Curve* (AUC) yang diperoleh adalah 0,7798. Standar interpretasi AUC dikategorikan sebagai "Cukup" (rentang 0,70 0,80). Nilai ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan diskriminasi yang cukup baik dalam membedakan kelas Terindikasi Depresi dan Tidak Terindikasi Depresi.

3.6 10-Fold Cross Validation



Gambar 9. Faktor-Faktor berpengaruh

Hasil validasi menggunakan 10-Fold Cross Validation menunjukkan rata-rata akurasi sebesar 84,55% dengan standar deviasi 6,60%. Rata-rata akurasi cross validation 84,55% lebih tinggi dari akurasi split 80:20 sebesar 81,40%, mengindikasikan bahwa model bersifat stabil dan konsisten dalam melakukan prediksi pada berbagai subset data.

3.9 Interpretasi Hasil

Berdasarkan gambar 9, atribut P3 (gangguan tidur) menjadi faktor paling dominan dengan nilai importance sebesar 0,3670 atau berkontribusi 36,70% terhadap keputusan prediksi model. Hal ini sejalan dengan temuan berbagai penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa gangguan tidur merupakan salah satu gejala utama dan paling awal yang muncul pada individu yang mengalami depresi. Atribut P5 (gangguan nafsu makan) berada di posisi kedua dengan nilai importance 0,1855, diikuti oleh P4 (rasa lelah/kehilangan energi) dengan nilai 0,1456. Ketiga atribut teratas merupakan gejala fisik depresi yang tercakup dalam instrumen PHQ-9, yang mengindikasikan bahwa manifestasi fisik depresi lebih mudah terdeteksi oleh model dibandingkan gejala psikologis [15].

Selain item PHQ-9, variabel non-klinis seperti beban tugas akademik dan IPK juga berkontribusi dalam prediksi, yang menunjukkan bahwa faktor akademik turut mempengaruhi kondisi kesehatan mental mahasiswa [16]. Sementara itu, atribut seperti jenis kelamin, program studi, semester, kondisi ekonomi, dan dukungan keluarga tidak memberikan kontribusi (importance = 0) pada model ini, yang berarti keputusan pohon lebih banyak ditentukan oleh gejala klinis PHQ-9 dan faktor akademik.

4. KESIMPULAN

Kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini yaitu penelitian ini berhasil menerapkan algoritma Decision Tree C4.5 untuk memprediksi indikasi depresi pada 213 mahasiswa UBSI Kampus Kota Pontianak melalui tahapan preprocessing (data cleaning, encoding, normalisasi MinMaxScaler, pelabelan berbasis skor PHQ-9 ≥ 10 , dan split data 80:20 stratified). Model menghasilkan accuracy 81,40%, precision 76,92%, recall 66,67%, F1-score 71,43%, dan AUC 0,7798 (kategori *acceptable*), dengan rata-rata accuracy 10-fold cross-validation 84,55% (SD 6,60%) yang menunjukkan kestabilan model cukup baik. Analisis *feature importance* menunjukkan gejala fisik PHQ-9 gangguan tidur (36,70%), perubahan nafsu makan (18,55%), dan kelelahan (14,56%) sebagai prediktor paling dominan, jauh lebih kuat dibanding variabel demografis seperti beban tugas (5,36%) dan IPK (5,05%). Survei awal juga menemukan prevalensi indikasi depresi sebesar 33,80%, tertinggi pada kelompok usia 22–23 tahun (39,53%), yang menegaskan perlunya sistem deteksi dini kesehatan mental berbasis data di kampus. Meski demikian, recall kelas Terindikasi Depresi (66,67%) masih menunjukkan adanya kasus depresi yang belum terdeteksi. Penelitian selanjutnya

disarankan menambah jumlah responden, menerapkan teknik penyeimbangan kelas seperti SMOTE, mencoba algoritma pembandingan (Random Forest, XGBoost), serta menambahkan variabel prediktor lain seperti kualitas hubungan sosial atau riwayat kesehatan mental untuk meningkatkan akurasi model.

REFERENCES

- [1] I. Setiawan, I. F. Yasin, Y. T. Desianti, and A. Surakarta, "Komparasi Kinerja Algoritma Random Forest , Decision Tree , Naïve Bayes , dan KNN dalam Prediksi Tingkat Depresi Mahasiswa Menggunakan Student Depression Dataset," vol. 6, no. 1, pp. 47–58, 2025.
- [2] A. Alfahrizi, P. Arifiansyah, M. Afandi, and D. D. Riskianto, "Prediksi Depresi Mahasiswa Menggunakan Algoritma Random Forest Berbasis Data Psikososial Depression Prediction Among University Students Using a Random Forest Algorithm Based on Psychosocial Data," vol. 4, no. 1, pp. 12–21, 2026.
- [3] M. I. Rosyadi, "MENTAL," vol. 13, no. 3.
- [4] M. Adhelia, G. R. Wiwenar, and H. S. Wafa, "Klasifikasi Tingkat Depresi Mahasiswa Menggunakan Algoritma Decision Tree C4 . 5," vol. 5, no. 1, pp. 219–226, 2026.
- [5] B. Phq- and T. Akademik, "MENGUNAKAN MODEL HYBRID XGBOOST DAN SVM," vol. 14, no. 2.
- [6] M. Sadikin, D. Ridha, D. Putri, and A. Amanda, "Deteksi Dini Depresi Mahasiswa Tingkat Akhir Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan Instrumen PHQ-9," vol. 7, no. 2, pp. 1252–1264, 2025.
- [7] N. Renaningtias, T. E. Putri, and E. P. Purwandari, "Studi Komparasi Algoritma Decision Tree C4 . 5 dan K-Nearest Neighbor pada Klasifikasi Masa Studi dan Tingkat Stres Mahasiswa," pp. 1776–1785, 2024.
- [8] U. Budiyanto, T. Fatimah, and B. A. Pratama, "PREDIKSI TINGKAT DEPRESI (KESEHATAN MENTAL) MENGGUNAKAN PHQ-9 , NAÏVE BAYES , RANDOM FOREST DAN SUPPORT VECTOR MACHINE PREDICTING DEPRESSION LEVELS (MENTAL HEALTH) USING PHQ-9 , NAÏVE BAYES , RANDOM FOREST , AND SUPPORT VECTOR MACHINE," vol. 13, no. 1, pp. 141–150, 2026.
- [9] S. D. Tiara, A. Y. Pratama, F. K. Sari, I. Darmawan, and U. Madura, "Prediksi Risiko Depresi pada Mahasiswa Menggunakan Algoritma Random Forest Berdasarkan Data Akademik dan Gaya Hidup," vol. 4, no. 1, pp. 1–10, 2025.
- [10] R. Puspita, S. Putri, I. Waspada, D. Ilmu, K. Informatika, and F. Sains, "khazanah informatika Penerapan Algoritma C4 . 5 pada Aplikasi Prediksi Kelulusan Mahasiswa Prodi Informatika," pp. 1–7.
- [11] A. N. Husna and A. I. Pradana, "Penerapan Algoritma Decision Tree Untuk Prediksi Tingkat Risiko Jentik Nyamuk Berdasarkan Data Pemeriksaan Posyandu," vol. 8, pp. 277–285, 2026.
- [12] D. Science *et al.*, "Estimasi Keberhasilan Siswa dalam Pemodelan Data Berbasis Learning Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," vol. 1, no. 2, pp. 81–88, 2022.
- [13] K. Chandra and S. Prasetyo, "Prediksi Penyakit Jantung Koroner Menggunakan Metode K-NN dan Regresi Logistik Berdasarkan Kerangka Kerja CRISP-DM," vol. 4, no. 2020, pp. 241–248, 2024.
- [14] N. A. Sivi, R. Hartono, and P. Hanafi, "Penerapan Algoritma C4 . 5 untuk Prediksi Kelulusan Mahasiswa berdasarkan Data Akademik," vol. 1, no. 5, 2023.
- [15] R. Forest, D. Tree, and N. Bayes, "JOURNAL PHARMACY AND APPLICATION PREDIKSI DEPRESI : INOVASI TERKINI DALAM KESEHATAN MENTAL MELALUI METODE MACHINE LEARNING DEPRESSION PREDICTION : RECENT INNOVATIONS IN MENTAL HEALTH JOURNAL PHARMACY AND APPLICATION," vol. 2, no. 1, pp. 9–14, 2024.
- [16] P. Studi, T. Informatika, F. Sains, D. A. N. Teknologi, U. Islam, and N. Syarif, "KLASIFIKASI KESEHATAN MENTAL USIA REMAJA MENGGUNAKAN ALGORITMA DECISION," 2024.