

## Prediksi Tingkat Kesehatan Mental Pelajar Menggunakan Algoritma C4.5 Berbasis *Knime Analytics Platform*

Clarence Sinulingga<sup>1\*</sup>, Cholil Tamami<sup>2</sup>, Ahmad Gibran Al Ayubbi Maulana<sup>3</sup>, Shafarani Aulia<sup>4</sup>, Muhammad Adrian Eka Pratama<sup>5</sup>, Muhammad Zidane Dinovsyach<sup>6</sup>

<sup>1-6</sup>Sistem Informasi, Universitas Bina Sarana Informatika, Jl. Kramat Raya No.98, RT.2/RW.9, Kwitang, Kec. Senen, Kota Jakarta Pusa  
E-mail: [clarenceeol6@gmail.com](mailto:clarenceeol6@gmail.com)

\* Corresponding Author

<https://doi.org/10.31004/jerkin.v4i3.4957>

### ARTICLE INFO

#### Article history

Received: 23 Nov 2025

Revised: 05 Dec 2025

Accepted: 30 Dec 2025

#### Kata Kunci:

Kesehatan Mental Pelajar, C4.5, KNIME Analytics Platform, Data Mining, Klasifikasi.

#### Keywords:

Student Mental Health, C4.5, KNIME Analytics Platform, Data Mining, Classification.

### ABSTRACT

Kesehatan Kesehatan mental pelajar merupakan aspek penting yang memengaruhi motivasi belajar, konsentrasi, dan pencapaian akademik. Berbagai faktor, seperti beban akademik, aktivitas fisik, pola tidur, serta kondisi lingkungan, berkontribusi terhadap stabilitas psikologis pelajar. Penelitian ini bertujuan merancang dan mengevaluasi model klasifikasi tingkat kesehatan mental menggunakan algoritma Decision Tree C4.5 pada KNIME Analytics Platform. Dataset mencakup atribut performa akademik, tingkat kehadiran, usia, pendidikan orang tua, durasi tidur, aktivitas fisik, dan keterlibatan organisasi dengan label Presence dan Absence. Metode penelitian mengikuti tahapan CRISP-DM, mencakup preprocessing, balancing menggunakan SMOTE, pembagian data 70:30, pelatihan model, dan evaluasi performa. Hasil menunjukkan bahwa algoritma C4.5 mencapai akurasi 88,28% dan Cohen's Kappa 0,726. Model memiliki recall 93,10% pada kelas Absence dan 78,05% pada kelas Presence. Temuan ini mengindikasikan bahwa model C4.5 efektif digunakan sebagai alat deteksi awal kondisi kesehatan mental pelajar dan berpotensi mendukung sistem pemantauan kesejahteraan psikologis di lingkungan pendidikan.

*The development of Artificial Intelligence technology in the field of facial image processing has encouraged the emergence of various methods for automatically analyzing human attributes. This study implements the DeepFace and OpenCV libraries to detect faces and predict age and gender based on human facial images. DeepFace provides integration with various pre-trained models such as VGG-Face, OpenFace, and DeepID so that the analysis process can be carried out without retraining. This study uses several stages starting from image upload, face detection, facial attribute analysis, and visualization of the prediction results. From the tests conducted, the system successfully identified faces stably and provided relatively accurate age and gender estimates, especially in images with sufficient lighting and frontal facial poses. The results of this study indicate that DeepFace can be used as a practical solution in the development of facial image-based biometric systems.*



This is an open access article under the CC-BY-SA license.



**How to Cite:** Clarence Sinulingga, et al (2025). Prediksi Tingkat Kesehatan Mental Pelajar Menggunakan Algoritma C4.5 Berbasis *Knime Analytics Platform*, 4(3) 16568-16575. <https://doi.org/10.31004/jerkin.v4i3.4957>

### PENDAHULUAN

Kesehatan mental merupakan aspek penting dalam perkembangan pelajar karena kondisi psikologis yang stabil berpengaruh langsung terhadap kemampuan belajar, konsentrasi, motivasi, serta pencapaian akademik. WHO menekankan bahwa kesehatan mental adalah keadaan sejahtera yang memungkinkan individu menyadari potensinya dan berkontribusi secara produktif [1]. Penelitian di Indonesia menunjukkan bahwa mahasiswa memiliki tingkat stres dan kecemasan yang cukup tinggi, yang berdampak pada penurunan keterlibatan akademik [2].

Selain itu, pola tidur, aktivitas fisik, dan tekanan akademik merupakan faktor utama yang memengaruhi munculnya gejala stres dan kecemasan pada pelajar, dimana tekanan akademik ditemukan berkorelasi dengan kecemasan dan gangguan tidur serta rendahnya aktivitas fisik di kalangan remaja sekolah menengah [3]. Kondisi ini sejalan dengan temuan Barbayannis et al. [4] yang melaporkan adanya korelasi signifikan antara stres akademik dan penurunan kesejahteraan mental mahasiswa. Dampak tersebut juga terlihat dalam performa akademik, sebagaimana diungkapkan oleh [5], bahwa kesehatan mental yang buruk berkontribusi pada penurunan prestasi akademik mahasiswa tingkat akhir.

Di Indonesia, tekanan akademik dan gangguan mental juga dikaitkan dengan peningkatan burnout pada kalangan pelajar, terutama pada masa transisi menuju pendidikan tinggi [6]. Faktor lingkungan, seperti dukungan sosial dari keluarga dan sekolah, turut memengaruhi stabilitas emosi pelajar [7]. Hal ini memperkuat urgensi deteksi dini gangguan mental sebelum berdampak lebih lanjut pada perkembangan akademik dan sosial.

Namun, upaya deteksi dini sering terkendala oleh keterbatasan jumlah konselor, tingginya jumlah pelajar, serta stigma negatif terhadap layanan kesehatan mental. Oleh karena itu, pendekatan berbasis teknologi seperti machine learning menjadi solusi efektif untuk mendeteksi risiko secara objektif. Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa algoritma seperti Decision Tree, Random Forest, dan Support Vector Machine telah berhasil digunakan untuk klasifikasi keadaan kesehatan mental dengan akurasi kompetitif, mendukung kemampuan deteksi dini gangguan seperti kecemasan, depresi, dan stres [8][9]. Dalam konteks stres akademik, model klasifikasi yang menggunakan pendekatan pohon keputusan menawarkan keunggulan interpretabilitas, sehingga nyaman digunakan oleh pengguna awam. Struktur berbasis cabang dan simpulnya membuat alur pengambilan keputusan menjadi transparan, sambil tetap mempertahankan akurasi yang sebanding dengan metode lain dalam mengelompokkan data stres pelajar [10].

Algoritma Decision Tree C4.5 secara khusus dikenal karena kemampuannya menangani data kategorikal dan numerik serta menghasilkan struktur model yang mudah diinterpretasikan termasuk mampu menangani atribut kontinu dan diskrit secara efektif sehingga sering dipilih dalam analisis klasifikasi data ilmiah maupun praktis [11]. Sementara itu, Untuk mengatasi permasalahan ketidakseimbangan kelas pada dataset dapat diminimalkan melalui penerapan teknik SMOTE, yang bekerja dengan menghasilkan sampel sintesis pada kelas minoritas. Proses ini membantu model belajar pola pada kedua kelas secara lebih seimbang, sehingga meningkatkan kinerja klasifikasi dan mengurangi kecenderungan model memprediksi kelas mayoritas saja [12]. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa algoritma Decision Tree dapat diimplementasikan pada platform analitik seperti KNIME guna meningkatkan efisiensi proses preprocessing dan evaluasi model. Hal ini dimungkinkan karena KNIME menyediakan alur kerja berbasis visual yang memudahkan pembangunan pipeline analisis serta memperjelas interpretasi keluaran model [13].

Berdasarkan berbagai temuan tersebut, penelitian ini bertujuan mengembangkan model klasifikasi tingkat kesehatan mental pelajar menggunakan algoritma C4.5 berbasis KNIME Analytics Platform. Model ini diharapkan mampu menghasilkan prediksi yang akurat terhadap dua kategori kesehatan mental Presence dan Absence serta mengidentifikasi atribut yang paling berpengaruh sehingga dapat digunakan sebagai alat bantu deteksi dini di lingkungan pendidikan.

## **METODE**

### ***Data Mining***

Data mining adalah proses untuk mengekstraksi pola, pengetahuan baru, serta informasi yang berguna dari kumpulan data berukuran besar melalui teknik statistik, kecerdasan buatan, dan pembelajaran mesin. Proses ini umumnya melibatkan tahapan seleksi, pembersihan, transformasi, pemodelan, dan evaluasi sehingga pola-pola tersembunyi dalam data dapat ditemukan secara sistematis [14].

Selain itu, data mining juga dipahami sebagai teknik analitik yang digunakan untuk mengidentifikasi hubungan, kecenderungan, atau struktur yang tidak terlihat secara langsung pada data mentah, sehingga dapat mendukung proses pengambilan keputusan berbasis data dalam berbagai bidang seperti kesehatan, pendidikan, dan industri [15].

### **Klasifikasi**

Klasifikasi merupakan teknik dalam data mining dan machine learning yang digunakan untuk mengelompokkan data ke dalam kelas atau kategori tertentu berdasarkan atribut yang dimilikinya. Proses klasifikasi dilakukan dengan membangun model dari data latih (training data), yang kemudian digunakan untuk memprediksi kelas dari data baru yang belum pernah diketahui sebelumnya [16].

Klasifikasi bertujuan untuk menyederhanakan dan mengorganisasi data sehingga memudahkan proses analisis serta pengambilan keputusan. Teknik ini banyak diterapkan dalam berbagai bidang, seperti pendidikan, kesehatan, dan keamanan informasi, karena mampu mengidentifikasi pola dan perilaku data secara sistematis dan terukur [17].

Dalam penelitian ini, metode klasifikasi digunakan untuk memprediksi kondisi kesehatan mental pelajar ke dalam dua kelas, yaitu Presence dan Absence, berdasarkan atribut akademik, perilaku, dan demografis.

### **Metode C4.5**

Algoritma C4.5 merupakan algoritma decision tree yang digunakan dalam klasifikasi data dengan membangun struktur pohon keputusan berdasarkan nilai gain ratio, sehingga atribut yang paling berpengaruh dapat dipilih sebagai pemisah data [18]. Algoritma ini mampu menangani atribut numerik dan kategorikal serta menerapkan proses pruning untuk mengurangi overfitting, sehingga model yang dihasilkan lebih stabil dan mudah diinterpretasikan.

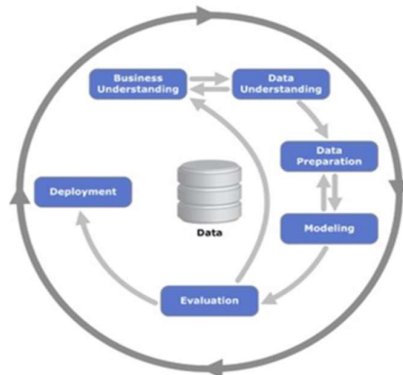
### **Knime Analytics Platform**

KNIME Analytics Platform merupakan perangkat lunak open-source untuk analisis data yang berbasis workflow, di mana proses analitik dibangun melalui rangkaian node secara visual. Platform ini mendukung berbagai tahapan data mining, mulai dari pembersihan data, transformasi, pemodelan, hingga evaluasi hasil, sehingga memudahkan pengguna dalam merancang dan mendokumentasikan proses analisis secara sistematis [19].

KNIME banyak digunakan dalam penelitian dan industri karena fleksibilitasnya dalam mengintegrasikan berbagai algoritma machine learning serta kemampuannya menghasilkan alur kerja yang mudah direplikasi.

### **Penerapan Metode CRISP-DM**

Penerapan metode Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) menyediakan kerangka kerja yang sistematis dan memastikan bahwa setiap tahap penting dalam proses data mining dianalisis secara menyeluruh. Metode ini telah menjadi de facto sebagai standar dalam pengembangan proyek data mining dan knowledge discovery karena merupakan pendekatan yang paling banyak digunakan dalam praktik. Berikut merupakan alur penerapan metode CRISP-DM.



Gambar 1. Alur proses CRISP-DM dalam data mining.

Tahapan penelitian dirumuskan sebagai berikut:

#### **1. Business Understanding**

Business Understanding bertujuan mengembangkan model untuk mendeteksi dini kondisi kesehatan mental pelajar berdasarkan kriteria akademik, perilaku, dan demografis, serta melakukan pemahaman yang mendalam terhadap permasalahan kesehatan mental yang dihadapi pelajar.

2. Data Understanding

Tahap Data Understanding bertujuan memperoleh gambaran awal mengenai karakteristik dataset yang digunakan. Dataset diperoleh dari platform Kaggle dan memuat data kesehatan mental pelajar beserta atribut akademik, perilaku, dan demografis. Analisis awal dilakukan untuk meninjau tipe data, distribusi nilai, serta potensi ketidakseimbangan kelas pada variabel target.

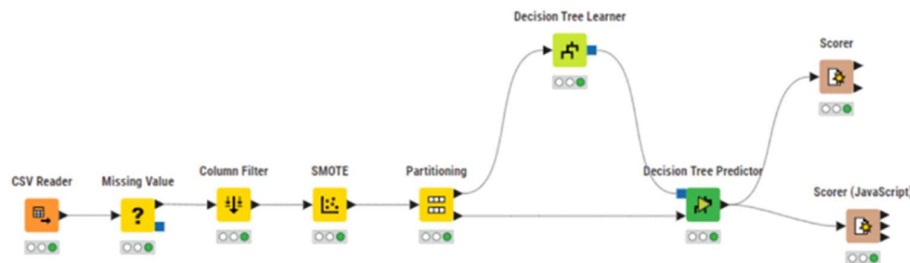
Dataset terdiri dari atribut prediktor berupa performa akademik, tingkat kehadiran, usia, jam tidur, aktivitas fisik, dan keterlibatan organisasi, dengan Mental Health Condition sebagai variabel target yang diklasifikasikan ke dalam dua kelas, yaitu Presence dan Absence. Pada tahap ini ditemukan adanya ketidakseimbangan distribusi kelas, di mana kelas Presence memiliki jumlah data lebih sedikit dibanding Absence, sehingga diperlukan penanganan lebih lanjut pada tahap Data Preparation.

3. Data Preparation

Tahap Data Preparation dilakukan untuk memastikan dataset berada dalam kondisi optimal sebelum proses pemodelan. Pada tahap ini dilakukan pemeriksaan kelengkapan dan konsistensi data untuk memastikan tidak terdapat nilai hilang, data duplikat, maupun nilai yang tidak valid. Untuk mengatasi ketidakseimbangan distribusi kelas antara Presence dan Absence, diterapkan teknik SMOTE (Synthetic Minority Oversampling Technique) sehingga distribusi data menjadi lebih seimbang

4. Modeling

Tahap Modeling dilakukan dengan menerapkan algoritma Decision Tree C4.5 menggunakan KNIME Analytics Platform. Model dilatih menggunakan data latih untuk membangun struktur pohon keputusan berdasarkan nilai gain ratio, yang digunakan dalam pemilihan atribut terbaik. Model yang terbentuk kemudian digunakan untuk memprediksi kondisi kesehatan mental pelajar ke dalam dua kelas, yaitu Presence dan Absence, pada data uji.



Gambar 2. Workflow pemodelan Decision Tree pada KNIME.

Pada Proses pemodelan diawali dengan pemuatan dataset menggunakan CSV Reader, dilanjutkan dengan pemeriksaan kelengkapan data dan pemilihan atribut yang relevan. Untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas, diterapkan teknik SMOTE, kemudian dataset dibagi menjadi 70% data latih dan 30% data uji. Model C4.5 dibangun menggunakan Decision Tree Learner dan menghasilkan prediksi melalui Decision Tree Predictor. Evaluasi awal performa model dilakukan menggunakan Scorer dan Scorer (JavaScript) untuk memperoleh metrik akurasi, precision, recall, dan confusion matrix.

5. Evaluation

Tahap Evaluation dilakukan untuk menilai kinerja model klasifikasi yang telah dibangun. Evaluasi dilakukan menggunakan data uji hasil pembagian dataset sebesar 70% data latih dan 30% data uji. Penilaian performa model dilakukan dengan menggunakan metrik akurasi, precision, recall, F1-score, serta confusion matrix. Hasil evaluasi digunakan untuk menilai sejauh mana model Decision Tree C4.5 mampu mengklasifikasikan kondisi kesehatan mental pelajar secara tepat dan konsisten sebelum diterapkan pada tahap berikutnya.

6. Deployment

Model klasifikasi yang telah diuji kemudian diterapkan sebagai sistem pendukung untuk mendeteksi secara dini kondisi kesehatan mental pelajar. Hasil model tersebut dapat digunakan oleh sekolah atau konselor sebagai acuan awal dalam menentukan langkah intervensi yang sesuai bagi pelajar yang berisiko

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Hasil Evaluasi Model

Pengujian model klasifikasi Decision Tree C4.5 dilakukan menggunakan data uji setelah melalui proses balancing dengan SMOTE dan pembagian data (partitioning). Evaluasi performa model dilakukan menggunakan node Scorer pada KNIME Analytics Platform, dengan hasil evaluasi ditunjukkan pada Gambar 3.

Scorer View  
Confusion Matrix

	Absence (Predicted)	Presence (Predicted)	
Absence (Actual)	243	18	93.10%
Presence (Actual)	27	96	78.05%
	90.00%	84.21%	

Overall Statistics

Overall Accuracy	Overall Error	Cohen's kappa (κ)	Correctly Classified	Incorrectly Classified
88.28%	11.72%	0.726	339	45

Gambar 3. Confusion matrix hasil evaluasi model klasifikasi pada KNIME.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memperoleh akurasi sebesar 88,28%, yang menandakan kemampuan klasifikasi yang baik dalam memprediksi kondisi kesehatan mental pelajar. Selain itu, nilai Cohen's Kappa sebesar 0,726 menunjukkan tingkat kesesuaian yang kuat antara hasil prediksi model dengan data aktual, sehingga model dapat dikatakan memiliki reliabilitas yang baik.

### Pembahasan Performa Model

Berdasarkan hasil evaluasi, model menunjukkan performa yang sangat baik dalam mengklasifikasikan kelas Absence, dengan nilai recall sebesar 93,10%. Hal ini mengindikasikan bahwa sebagian besar pelajar yang tidak memiliki indikasi gangguan kesehatan mental dapat diidentifikasi secara tepat oleh model.

Pada kelas Presence, model menghasilkan nilai recall sebesar 78,05%, yang menunjukkan bahwa model cukup efektif dalam mendeteksi pelajar yang memiliki indikasi gangguan kesehatan mental meskipun jumlah data pada kelas ini lebih sedikit. Penerapan teknik SMOTE berperan penting dalam meningkatkan kemampuan model dalam mengenali kelas minoritas, sehingga mengurangi bias terhadap kelas mayoritas.

Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa algoritma Decision Tree C4.5 memiliki kinerja yang baik dan seimbang dalam mengklasifikasikan kedua kelas, sehingga sesuai untuk digunakan sebagai model prediksi awal kondisi kesehatan mental pelajar.

### Analisis Confusion Matrix

Table 1 Confusion Matrix hasil prediksi model klasifikasi.

Actual / Predicted	Absence	Presence
Absence	243	18
Presence	27	96

Berdasarkan Tabel 1, model berhasil mengklasifikasikan 243 data Absence dan 96 data Presence secara benar. Kesalahan klasifikasi lebih banyak terjadi pada kelas Presence, dengan 27 data salah diprediksi sebagai Absence. Kondisi ini wajar mengingat kelas Presence merupakan kelas minoritas. Meskipun demikian, distribusi prediksi benar pada kedua kelas menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang cukup seimbang dan efektif.

### Analisis Precision, Recall, dan F1-score

#### 1. Kelas Absence

Precision (Absence)

$$Precision = \frac{243}{243 + 27} = \frac{243}{270} = 0.900$$

Recall (Absence)

$$Recall = \frac{243}{243 + 18} = \frac{243}{261} = 0.931$$

F1-score (Absence)

$$F1 = \frac{2 \cdot (0.900 \cdot 0.931)}{0.900 + 0.931} = \frac{2 \cdot 0.8379}{1.831} = 0.915$$

Ringkasan Absence:

- a. Precision = 0.90
- b. Recall = 0.93
- c. F1-score = 0.915

2. Kelas Presence

Precision (Presence)

$$Precision = \frac{96}{96 + 18} = \frac{96}{114} = 0.842$$

Recall (Presence)

$$Recall = \frac{96}{96 + 27} = \frac{96}{123} = 0.780$$

F1-score (Presence)

$$F1 = \frac{2 \cdot (0.842 \cdot 0.780)}{0.842 + 0.780} = \frac{2 \cdot 0.657}{1.622} = 0.810$$

Ringkasan Presence:

- a. Precision = 0.842
- b. Recall = 0.780
- c. F1-score = 0.810

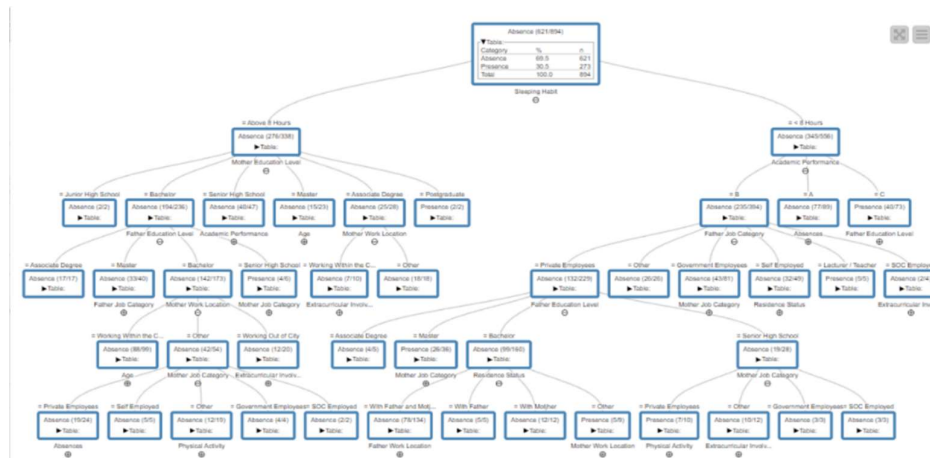
Table 2 Nilai Precision, Recall, dan F1-score untuk masing-masing kelas.

<b>Metrik</b>	<b>Absence</b>	<b>Presence</b>
Precision	0.90	0.84
recall	0.93	0.78
F1-score	0.915	0.810

Nilai F1-score pada kedua kelas menunjukkan keseimbangan yang baik antara precision dan recall. Model memiliki kemampuan yang lebih tinggi dalam mengenali kelas Absence, namun tetap mampu mendeteksi kelas Presence dengan performa yang cukup baik.

**Pohon Keputusan C4.5 (Decision Tree Model)**

Model C4.5 yang telah dibangun menghasilkan pohon keputusan yang kompleks dan kaya informasi. Struktur lengkap pohon keputusan ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Visualisasi struktur model Decision Tree.

Struktur pohon menunjukkan bahwa atribut Jam Tidur, Aktivitas Fisik, Performa Akademik, dan Tingkat Kehadiran menjadi pemisah utama pada tingkat awal pohon, menandakan bahwa atribut-atribut tersebut memiliki pengaruh besar terhadap kondisi kesehatan mental pelajar. Beberapa rule penting yang dihasilkan antara lain:

1. Jam tidur rendah dan aktivitas fisik minim cenderung mengarah pada prediksi Presence.
2. Jam tidur yang cukup disertai aktivitas fisik sedang hingga tinggi mengarah pada prediksi Absence.
3. Performa akademik rendah dan tingkat kehadiran yang buruk meningkatkan kemungkinan prediksi Presence.

Aturan-aturan ini menunjukkan bahwa kombinasi faktor perilaku dan akademik berperan penting dalam menentukan kondisi kesehatan mental pelajar. Keunggulan model C4.5 terletak pada kemampuannya menghasilkan aturan yang mudah dipahami, sehingga dapat dimanfaatkan sebagai dasar pertimbangan dalam proses deteksi dini dan perencanaan intervensi oleh pihak sekolah atau konselor.

## **SIMPULAN**

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa algoritma Decision Tree C4.5 yang diterapkan menggunakan KNIME Analytics Platform mampu mengklasifikasikan kondisi kesehatan mental pelajar ke dalam kelas Presence dan Absence dengan kinerja yang baik. Model yang dikembangkan menunjukkan nilai akurasi yang tinggi serta mampu mendeteksi kelas minoritas secara cukup efektif setelah penerapan teknik penyeimbangan data SMOTE.

Struktur pohon keputusan yang dihasilkan menunjukkan bahwa atribut jam tidur, aktivitas fisik, performa akademik, dan tingkat kehadiran merupakan faktor yang paling berpengaruh dalam menentukan kondisi kesehatan mental pelajar. Keunggulan model C4.5 terletak pada kemampuannya menghasilkan aturan klasifikasi yang mudah dipahami, sehingga berpotensi digunakan sebagai alat bantu dalam proses deteksi dini kesehatan mental di lingkungan pendidikan.

Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi pendekatan CRISP-DM, algoritma Decision Tree C4.5, dan platform KNIME dapat menjadi solusi yang efektif dan aplikatif untuk mendukung pengambilan keputusan awal terkait kesehatan mental pelajar.

## **UCAPAN TERIMA KASIH**

Peneliti menyampaikan ucapan terima kasih kepada pihak yang sudah berkontribusi dalam pelaksanaan penelitian dan penyusunan artikel ini.

## **REFERENSI**

- A.R.Citra Evrista Pertiwi and H. Sihotang, "Upaya Sekolah Meningkatkan Kesehatan Mental Peserta Didik Di Era Digital," *Psiko Edukasi*, vol. 21, no. 2, pp. 180–195, 2023, doi: 10.25170/psikoedukasi.v21i2.4946.
- Y. Kotera et al., "Mental Wellbeing of Indonesian Students: Mean Comparison with UK Students and Relationships with Self-Compassion and Academic Engagement," *Healthc.*, vol. 10, no. 8, 2022, doi: 10.3390/healthcare10081439.
- X. Zhu, J. A. Haegele, H. Liu, and F. Yu, "Academic Stress , Physical Activity , Sleep , and Mental Health among Chinese Adolescents," 2021.
- G. Barbayannis, M. Bandari, X. Zheng, H. Baquerizo, K. W. Pecor, and X. Ming, "Academic Stress and Mental Well-Being in College Students: Correlations, Affected Groups, and COVID-19," *Front. Psychol.*, vol. 13, no. May, pp. 1–10, 2022, doi: 10.3389/fpsyg.2022.886344.
- U. Ulfah, "Pengaruh Kesehatan Mental Terhadap Prestasi Akademik Mahasiswa Tingkat Akhir," *Proc. Annu. Guid. Couns. ...*, pp. 23–28, 2023, [Online]. Available: <https://proceeding.unnes.ac.id/agcaf/article/view/2376%0Ahttps://proceeding.unnes.ac.id/agcaf/article/download/2376/1863>
- Anggi Trifani, Agus Perdana Windarto, and Hendry Qurniawan, "Penerapan Data Mining Klasifikasi C4.5 dalam Menentukan Tingkat Stres Mahasiswa Akhir," *Jural Ris. Rumpun Ilmu Tek.*, vol. 1, no. 2, pp. 91–105, 2022, doi: 10.55606/jurritek.v1i2.414.
- N. Renaningtias, G. Vinalti, T. E. Putri, E. P. Purwandari, and Y. S. Ritonga, "Studi Komparasi Algoritma Decision Tree C4.5 dan K-Nearest Neighbor pada Klasifikasi Masa Studi dan Tingkat Stres Mahasiswa," *Jutisi J. Ilm. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 13, no. 3, pp. 1776–1785, 2024, doi: 10.35889/jutisi.v13i3.2272.
- S. K. Sharma, A. I. Alutaibi, A. R. Khan, G. G. Tejani, F. Ahmad, and S. J. Mousavirad, "Early detection of mental health disorders using machine learning models using behavioral and voice data analysis," pp. 1–19, 2025.

- R. Wardhani and N. Nafi, "Comparison of Machine Learning for Mental Health Identification ( The DASS-21 Questionnaire )," vol. 18, no. 1, 2025.
- S. G. Dzakiyyah et al., "Prediction of Student Academic Stress Levels Using the Decision Tree Algorithm and Particle Swarm Optimization," vol. 8, no. 3, pp. 513–525, 2025.
- N. Rasekh and D. N. Babil, "Improvement accuracy for C4 . 5 decision tree algorithm," vol. 6822, no. March, pp. 1–18, 2024.
- M. Mujahid et al., "Data oversampling and imbalanced datasets : an investigation of performance for machine learning and feature engineering," J. Big Data, 2024, doi: 10.1186/s40537-024-00943-4.
- A. Neural, "Prediksi Hipertensi Menggunakan Decision Tree , Naïve Bayes dan Artificial Neural Network pada Software KNIME," vol. 19, no. 4, pp. 353–363, 2020.
- S. Hendrian, "Algoritma Klasifikasi Data Mining Untuk Memprediksi," vol. 11, no. 3, pp. 266–274, 2018.
- T. Rak, "applied sciences Using Data Mining Techniques for Detecting Dependencies in the Outcoming Data of a Web-Based System," 2022.
- A. A. F. A. H and A. T. H. K, "overview of machine classification techniques," vol. 00133, pp. 1–24, 2024.
- J. P. Ntayagabiri, Y. Bentaleb, J. Ndikumagenge, and H. El Makhtoum, "A Comparative Analysis of Supervised Machine Learning Algorithms for IoT Attack Detection and Classification".
- G. B. Benti, J. Aidanpää, and R. Gustavsson, "applied sciences Cost-Effective Design Modification of a Sleeve Bearing with Large Bearing Clearance," 2024. "No KNIME Analytics Platform – Introduction." [Online]. Available: <https://www.knime.com/knime-analytics-platform>