

Klasifikasi Tingkat Depresi Mahasiswa Menggunakan Algoritma Decision Tree C4.5

Moza Adhelia^{1*}, Giescha Ramadhani Wiwenar², Hasbi Shohibil Wafa³

^{1,2,3} Teknik & Informatika, Sistem Informasi, Universitas Bina Sarana Informatika, Indonesia

Info Artikel

Riwayat Artikel:

Diterima : **12 Desember 2025**

Direvisi : **30 April 2026**

Diterbitkan : **01 Juni 2026**

Kata Kunci:

Depresi Mahasiswa,
Klasifikasi,
Pohon Keputusan,
C4.5

Keywords:

Classification,
Decision Tree,
C.45,
Student Depression,

ABSTRAK

Depresi pada mahasiswa menjadi salah satu masalah yang semakin sering terjadi akibat tekanan akademik, kondisi emosional, dan pola hidup yang kurang seimbang. Kondisi ini sering kali tidak terdeteksi sejak awal sehingga diperlukan metode yang dapat membantu proses identifikasi tingkat depresi mahasiswa. Penelitian ini menggunakan metode Pohon Keputusan C4.5 untuk mengklasifikasikan tingkat depresi mahasiswa berdasarkan beberapa variabel, seperti kualitas tidur, beban belajar, usia, dan prestasi akademik. Data yang diperoleh dianalisis untuk mengetahui faktor yang paling berpengaruh dalam proses klasifikasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kualitas tidur dan beban belajar menjadi faktor yang paling berpengaruh dalam menentukan tingkat depresi mahasiswa. Model yang dihasilkan mampu mengelompokkan data dengan tingkat akurasi yang cukup baik sesuai karakteristik masing-masing kelas. Metode C4.5 dapat digunakan sebagai pendukung deteksi dini depresi mahasiswa karena mampu menunjukkan hubungan antarvariabel secara lebih jelas dan mudah dipahami. Penelitian ini masih dapat dikembangkan lebih lanjut melalui peningkatan kualitas data dan penyesuaian metode agar hasil klasifikasi menjadi lebih optimal.

ABSTRACT

Depression among college students has become an increasingly common problem due to academic pressure, emotional distress, and an unbalanced lifestyle. This condition often goes undetected in its early stages, necessitating a method that can assist in identifying the severity of depression among students. This study uses the C4.5 Decision Tree method to classify the level of student depression based on several variables, such as sleep quality, academic workload, age, and academic performance. The data obtained was analyzed to identify the most influential factors in the classification process. The results of the study indicate that sleep quality and academic workload are the most influential factors in determining students' depression levels. The resulting model was able to group the data with a reasonably high level of accuracy according to the characteristics of each class. The C4.5 method can be used to support the early detection of student depression because it can clearly and easily demonstrate the relationships between variables. This research can still be further developed by improving data quality and adjusting the method to optimize classification results.

Penulis Korespondensi:

Moza Adhelia,
Sistem Informasi, Universitas Bina Sarana Informatika,
Indonesia

Email: mozaadhelia1411@gmail.com

This is an open access article under the [CC BY-SA](#) license



1. PENDAHULUAN

Kesehatan mental merujuk pada suatu keadaan di mana seseorang bebas dari berbagai gejala gangguan psikologis [1]. Mahasiswa merupakan kelompok yang mudah terkena gangguan kesehatan mental, seperti stress, gangguan kecemasan, hingga depresi, karena mereka sedang berada di fase transisi ke dewasa yang penuh dengan tantangan Pendidikan dan sosial [2]. Bagi mahasiswa, kondisi kesehatan mental yang optimal sangatlah krusial karena hal tersebut dapat memengaruhi produktivitas akademik, tingkat kualitas kehidupan, serta dinamika hubungan interpersonal [3]. Di lingkungan perguruan tinggi, mahasiswa sering kali dihadapkan pada sejumlah faktor pemicu stres, antara lain beban tugas akademik yang berat, ketidakjelasan prospek karir, kesulitan keuangan, serta interaksi sosial yang rumit [4]. Kondisi demikian berpotensi memicu stres yang berlarut-larut jika tidak ditangani secara efektif. Apabila tekanan akademik dan sosial berlanjut dalam jangka waktu yang panjang, situasi ini dapat berkembang menjadi gangguan mental yang lebih parah dan berimbas pada penurunan signifikan dalam kualitas kehidupan mahasiswa.

Tekanan-tekanan tersebut turut berperan dalam meningkatkan prevalensi depresi di antara mahasiswa. Depresi didefinisikan sebagai kondisi gangguan yang ditandai oleh perasaan sedih yang berkepanjangan, hilangnya keinginan atau kesenangan, serta munculnya perasaan bersalah atau penilaian diri yang negatif, gangguan tidur atau nafsu makan, rasa lelah fisik, serta kesulitan dalam memfokuskan perhatian dan berkonsentrasi [5]. Di samping itu, kualitas tidur yang tidak baik memberikan dampak negatif, seperti munculnya sakit kepala dan hambatan dalam berkonsentrasi, selain itu juga kekurangan tidur dapat mengganggu proses metabolisme dalam tubuh [6]. Dukungan sosial juga telah terbukti memiliki peran krusial dalam membantu remaja untuk mengatasi gejala depresi [7]. Faktor-faktor ini secara langsung berkontribusi terhadap peningkatan risiko depresi di kalangan mahasiswa dan menjadikan topik ini layak untuk diteliti lebih mendalam.

Beberapa penelitian menunjukkan bahwa tingkat kejadian depresi di kalangan mahasiswa cukup tinggi, dengan angka rata-rata global mencapai 30,6% [8]. Hal ini menegaskan bahwa mahasiswa merupakan kelompok yang sangat rentan terhadap gangguan kesehatan mental, yang jika tidak terdeteksi secara dini dapat berkembang menjadi masalah yang lebih serius [9]. Tingginya angka kejadian ini juga menjadi dasar pentingnya pengembangan metode klasifikasi yang akurat dan mudah diimplementasikan, khususnya untuk membantu pihak kampus dalam melakukan pemantauan kondisi mental mahasiswa secara terus-menerus.

Berbagai penelitian sebelumnya telah dilakukan untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan depresi menggunakan pendekatan yang beragam. Salah satu penelitian menerapkan metode Support Vector Machine (SVM) berdasarkan data kuesioner dan memperoleh nilai akurasi, presisi, recall, serta F1-score sebesar 100%. Nilai evaluasi yang tinggi menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang sangat baik. Namun, hasil tersebut masih memerlukan validasi lebih lanjut pada populasi yang lebih luas [10].

Penelitian lain yang berbasis pada media sosial menggunakan dataset Twitter yang terdiri dari 7.489 tweet terkait depresi dan kecemasan. Setelah melalui tahap *preprocessing*, jumlah data berkurang menjadi 7.476 tweet, kemudian diuji dengan memakai algoritma *Decision Tree*, *Random Forest*, *Naive Bayes*, dan KNN. Hasilnya membuktikan bahwa *Random Forest* merupakan metode terbaik dengan akurasi 0.957, presisi 91.93, *recall* 91.84, dan F1-score 90.93, serta hanya 10% dari tweet yang teridentifikasi sebagai depresi atau kecemasan [11].

Penelitian lain menganalisis tingkat depresi di kalangan mahasiswa UNSIKA selama pandemi Covid-19 menggunakan kuesioner PHQ-9 dan algoritma *Random Forest*. Dari 392 responden, mayoritas berada dalam kategori gejala depresi ringan (47,96%) dan depresi ringan (36,73%), sementara depresi sedang (8,16%), depresi berat (6,12%), dan kondisi normal (1,02%) muncul dalam proporsi yang lebih kecil. Model prediksi menunjukkan akurasi sebesar 85,94%, menjadikannya cukup efektif untuk skrining awal. Secara keseluruhan, lebih dari setengah mahasiswa mengalami tingkat depresi yang memerlukan perhatian atau pemeriksaan lebih lanjut [12].

Penelitian berikutnya menerapkan algoritma *Decision Tree* untuk mengklasifikasikan tingkat depresi dan mencapai kinerja yang sangat baik dengan akurasi sebesar 97,50%. Dari *confusion matrix*, model dapat mengenali 1.463 *true negative* dan 139 *true positive*, dengan kesalahan yang relatif sedikit, yakni 23 *false*

positive dan 18 *false negative*. Analisis lebih mendalam mengungkapkan *weighted mean recall* mencapai 92,29% dan *weighted mean precision* 93,49%, yang menandakan keseimbangan yang optimal antara sensitivitas dan spesifisitas. Temuan ini membuktikan bahwa algoritma *Decision Tree* efektif dalam memisahkan antara kasus depresi dan non-depresi. [13].

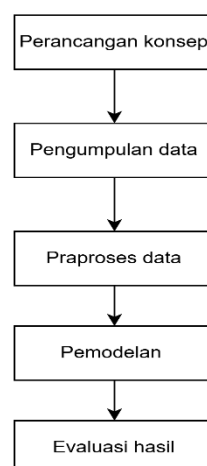
Penelitian terkini memanfaatkan data pola kehidupan siswa untuk mengklasifikasikan tingkat depresi dengan menggunakan algoritma *Random Forest* dan *Artificial Neural Network* (ANN). Dataset diperoleh dari Kaggle dengan 502 entri yang telah melalui proses pembersihan dan preprocessing. Faktor-faktor seperti durasi tidur, tekanan akademik, kepuasan belajar, dan tekanan finansial ditemukan memiliki pengaruh yang signifikan terhadap kondisi mental siswa. Mendapatkan hasil evaluasi yang menunjukkan bahwa ANN memberikan kinerja terbaik dengan akurasi 97%, AUC 0,9988, dan *recall* yang sempurna, sementara *Random Forest* memperoleh akurasi 95% dan AUC 0,9939. Kajian ini menegaskan bahwa kecerdasan buatan dapat digunakan secara efektif untuk memprediksi tingkat depresi siswa dan berpotensi menjadi dasar pengembangan sistem deteksi dini kesehatan mental di lingkungan Pendidikan [14].

Penelitian ini menawarkan pendekatan yang berbeda dengan menerapkan algoritma *Decision Tree* C4.5 karena metode ini mampu menghasilkan aturan keputusan yang mudah dipahami dan diinterpretasikan. Selain memiliki proses klasifikasi yang cukup baik, C4.5 juga dapat menunjukkan hubungan antarvariabel yang memengaruhi tingkat depresi mahasiswa. Oleh karena itu, metode ini dipilih untuk membantu proses identifikasi tingkat depresi secara lebih sederhana dan mudah diterapkan di lingkungan pendidikan.

Penelitian ini juga memberikan kontribusi baru melalui integrasi beberapa variabel emosional, perilaku, dan akademik dalam satu model yang komprehensif, sehingga mampu menghasilkan pola-pola keputusan yang lebih representatif terhadap kondisi mahasiswa. Model ini bukan hanya berfungsi sebagai alat klasifikasi, melainkan juga sebagai dasar bagi institusi untuk merumuskan strategi pencegahan dan intervensi berbasis data. Dengan demikian, kajian ini diharapkan dapat memperkaya literatur terkait deteksi depresi serta menjadi rujukan bagi pengembangan sistem pendukung keputusan di lingkungan pendidikan.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menerapkan pendekatan berbasis *machine learning* yang meliputi tahapan pengumpulan data, praproses data, pemodelan, dan evaluasi hasil. Alur penelitian yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 1. Diagram tersebut menunjukkan bahwa proses pembangunan model dilakukan secara terstruktur dan dapat diulang dengan mudah. Tahapan penelitian terdiri dari pengumpulan data, praproses data untuk mempersiapkan dataset agar siap digunakan, serta pelatihan model menggunakan algoritma *Decision Tree* C4.5. Diagram alur juga menggambarkan keterkaitan antarproses sehingga mempermudah pemahaman terhadap urutan kerja penelitian yang dilakukan.

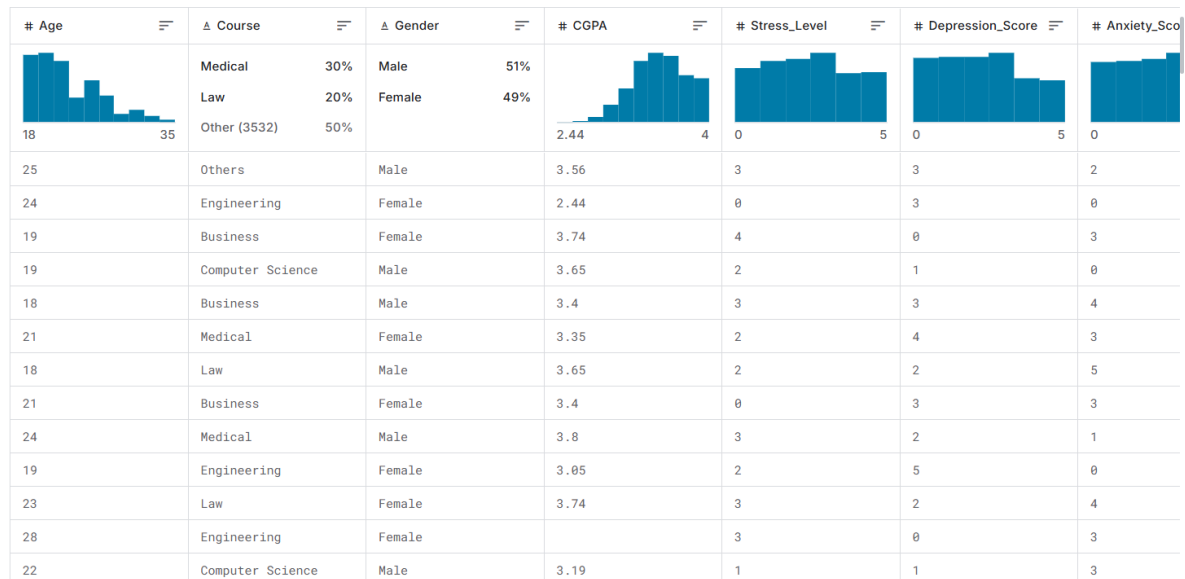


Gambar 1. Diagram Tahapan Penelitian

2.1 Pengumpulan Data

Kumpulan data penelitian ini bersumber dari platform Kaggle melalui dataset *Students Mental*

Health Survey <https://www.kaggle.com/datasets/sonia22222/students-mental-health-assessments>.



Gambar 2. Dataset Students Mental Health Survey

Kumpulan data penelitian ini bersumber dari platform Kaggle melalui dataset *Students Mental Health Survey* yang dapat dilihat pada Gambar 2. Dataset *Students Mental Health Survey*. Dataset tersebut terdiri dari beberapa atribut, yaitu usia (*Age*), program studi (*Course*), jenis kelamin (*Gender*), indeks prestasi (*CGPA*), tingkat stres (*Stress Level*), skor depresi (*Depression Score*), skor kecemasan (*Anxiety Score*), kualitas tidur (*Sleep Quality*), aktivitas fisik (*Physical Activity*), kualitas pola makan (*Diet Quality*), dukungan sosial (*Social Support*), status hubungan (*Relationship Status*), penggunaan zat adiktif (*Substance Use*), penggunaan layanan konseling (*Counseling Service Use*), riwayat penyakit keluarga (*Family History*), penyakit kronis (*Chronic Illness*), tekanan finansial (*Financial Stress*), keterlibatan kegiatan organisasi (*Extracurricular Involvement*), beban kredit semester (*Semester Credit Load*), dan jenis tempat tinggal (*Residence Type*). Data diunduh dalam format CSV dan kemudian diolah menggunakan Microsoft Excel serta Altair AI Studio untuk proses pembersihan data, pemilihan atribut, dan pemodelan menggunakan algoritma *Decision Tree C4.5*.

2.2 Praproses Data

Pada tahap praproses data, langkah awal yang dilakukan adalah menentukan kolom *Depression Score* sebagai label atau variabel target yang akan diprediksi oleh model. Setelah itu, dilakukan proses penanganan nilai yang hilang (*missing values*) untuk menjaga kelengkapan dan konsistensi data. Proses ini penting dilakukan karena nilai yang hilang dapat memengaruhi kualitas data serta performa model klasifikasi yang akan dibangun [15]. Dengan melalui tahap praproses, dataset menjadi lebih siap untuk digunakan dalam proses analisis dan pengembangan model pada tahap berikutnya.

2.3 Pemodelan

Pada tahap pemodelan, dataset yang telah melalui proses praproses kemudian dibagi menjadi data pelatihan (*training data*) dan data pengujian (*testing data*) dengan rasio 70:30. Sebanyak 70% data digunakan untuk melatih model agar dapat mempelajari pola dan hubungan antar atribut, sedangkan 30% sisanya digunakan untuk menguji kemampuan model dalam melakukan klasifikasi terhadap data yang belum pernah dipelajari sebelumnya. Penggunaan rasio 70:30 dipilih karena mampu memberikan keseimbangan antara data pelatihan dan data pengujian, sehingga model memiliki cukup data untuk proses pembelajaran sekaligus tetap dapat dievaluasi secara objektif.

Proses pemodelan dilakukan menggunakan algoritma *Decision Tree C4.5* melalui platform Altair AI Studio. Algoritma ini membangun struktur pohon keputusan berdasarkan atribut yang paling berpengaruh terhadap proses klasifikasi tingkat depresi mahasiswa. Melalui proses tersebut, model dapat mempelajari pola dari berbagai atribut pada dataset dan menghasilkan aturan keputusan yang digunakan untuk menentukan kategori tingkat depresi mahasiswa.

Model *Decision Tree* C4.5 pada penelitian ini menggunakan seluruh atribut yang tersedia, yaitu usia (*Age*), program studi (*Course*), jenis kelamin (*Gender*), indeks prestasi (*CGPA*), tingkat stres (*Stress Level*), skor depresi (*Depression Score*), skor kecemasan (*Anxiety Score*), kualitas tidur (*Sleep Quality*), aktivitas fisik (*Physical Activity*), kualitas pola makan (*Diet Quality*), dukungan sosial (*Social Support*), status hubungan (*Relationship Status*), penggunaan zat adiktif (*Substance Use*), penggunaan layanan konseling (*Counseling Service Use*), riwayat penyakit keluarga (*Family History*), penyakit kronis (*Chronic Illness*), tekanan finansial (*Financial Stress*), keterlibatan kegiatan organisasi (*Extracurricular Involvement*), beban kredit semester (*Semester Credit Load*), dan jenis tempat tinggal (*Residence Type*). Sebagai variabel prediktor tanpa dilakukan seleksi fitur secara khusus. Pendekatan ini dilakukan agar setiap karakteristik mahasiswa tetap dipertimbangkan dalam proses klasifikasi, sehingga hasil analisis yang diperoleh dapat menggambarkan kondisi data secara lebih menyeluruh.

2.4 Evaluasi Model

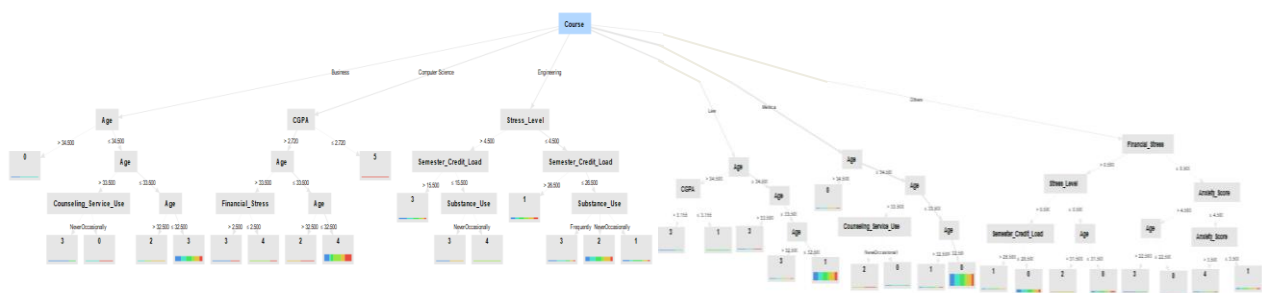
Evaluasi model dilakukan untuk mengukur performa algoritma *Decision Tree* C4.5 dalam mengklasifikasikan tingkat depresi mahasiswa. Proses evaluasi menggunakan *confusion matrix* yang dihasilkan melalui Altair AI Studio. *Confusion matrix* digunakan untuk membandingkan hasil prediksi model dengan data sebenarnya sehingga dapat diketahui tingkat ketepatan klasifikasi yang dihasilkan. Pengukuran performa model dilakukan menggunakan beberapa metrik evaluasi, yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Nilai *accuracy* digunakan untuk mengetahui tingkat ketepatan prediksi secara keseluruhan, sedangkan *precision*, *recall*, dan *F1-score* digunakan untuk melihat kemampuan model dalam membedakan setiap kelas pada data depresi mahasiswa. Hasil evaluasi ini kemudian digunakan sebagai dasar untuk menganalisis kualitas dan efektivitas model klasifikasi yang dibangun.

2.5 HASIL DAN ANALISIS

Bagian ini menyajikan hasil pemodelan menggunakan algoritma *Decision Tree* C4.5 dan pembahasan mengenai hasil-hasil tersebut. Hasil ditampilkan dalam bentuk gambar dan tabel agar memudahkan pembaca memahami pola, aturan keputusan, serta performa model. Pembahasan difokuskan pada nilai baru penelitian dan implikasinya terhadap deteksi dini depresi pada mahasiswa.

2.5 Hasil Pemodelan Algoritma *Decision Tree* C4.5

Model klasifikasi yang dikembangkan dengan algoritma *Decision Tree* C4.5 menghasilkan sebuah struktur pohon yang mengilustrasikan mekanisme pengambilan keputusan, dengan mempertimbangkan atribut-atribut yang memiliki dampak paling signifikan. Pohon keputusan tersebut menjelaskan bagaimana data mahasiswa diklasifikasikan secara bertahap hingga mencapai hasil prediksi akhir.



Gambar 3. Hasil Pemodelan 2 *Decision Tree* C4.5

Berdasarkan Gambar 2 dan Gambar 3, pemodelan menggunakan algoritma *Decision Tree* C4.5 menunjukkan bahwa variabel *Course* berfungsi sebagai node akar (*root node*) yang memisahkan data ke dalam enam kelompok utama, yaitu *Business*, *Computer Science*, *Engineering*, *Law*, *Medical*, dan *Others*. Hal ini mengindikasikan bahwa program studi merupakan faktor paling dominan dalam membedakan pola karakteristik mahasiswa pada dataset. Pada kelompok *Business*, percabangan didominasi variabel *Age*, *CGPA*, dan *Financial Stress*, yang menunjukkan bahwa faktor akademik dan tekanan finansial memengaruhi hasil prediksi pada kelompok ini. Sementara itu, pada kelompok *Computer Science*, variabel *Semester Credit Load*

dan *Substance Use* menjadi penentu utama, di mana beban kredit studi serta kebiasaan penggunaan zat berperan dalam membentuk klasifikasi akhir.

Pada kelompok *Engineering*, pola percabangan memperlihatkan bahwa variabel *Stress Level*, *Semester Credit Load*, serta *Substance Use* memisahkan data secara bertahap hingga mencapai node daun. Ini mengindikasikan bahwa tingkat stres dan pola perilaku mahasiswa teknik cenderung menjadi faktor pemisah yang signifikan. Untuk kelompok *Law*, variabel *Age* dan *CGPA* merupakan atribut yang paling berpengaruh. Usia mahasiswa hukum dan capaian akademiknya menjadi faktor dominan yang memisahkan data sebelum mencapai prediksi akhir. Pada kelompok *Medical*, pemodelan memperlihatkan bahwa variabel *Age* kembali menjadi atribut paling konsisten dalam membentuk keputusan, menunjukkan relevansinya terhadap klasifikasi kelompok ini.

Sementara itu, pada kelompok *Others*, percabangan lebih variatif. Variabel *Counseling Service Use*, *Financial Stress*, *Stress Level*, dan *Anxiety Score* muncul sebagai atribut yang memengaruhi jalur klasifikasi. Hal ini menunjukkan bahwa pada kelompok ini, faktor psikologis seperti kecemasan dan penggunaan layanan konseling menjadi bagian dari pembeda utama. Setiap jalur pada pohon keputusan berakhir pada node daun yang merepresentasikan kategori output (kelas 0, 1, 2, 3, atau 4). Misalnya, pada kelompok *Computer Science*, mahasiswa dengan beban kredit tinggi dan penggunaan zat sesekali diprediksi masuk ke kelas 3 atau 4. Di sisi lain, pada kelompok *Others*, mahasiswa dengan tingkat stres dan kecemasan tinggi cenderung mengarah pada kelas prediksi 3 atau 4.

Secara keseluruhan, pemodelan ini memberikan gambaran mendalam mengenai variabel-variabel yang paling berpengaruh dalam menentukan tingkat stres dan depresi mahasiswa. Model *Decision Tree* C4.5 tidak hanya membantu memetakan hasil prediksi, tetapi juga menyediakan interpretasi yang jelas terkait hubungan antar variabel dalam setiap program studi.

2.6 Evaluasi dan Analisis Performa

Evaluasi kinerja dilakukan untuk menilai efektivitas model *Decision Tree* C4.5 dalam mengklasifikasikan data berdasarkan kondisi yang dialami mahasiswa. Dalam penelitian ini, pengujian dilakukan menggunakan *confusion matrix* yang dihasilkan oleh Altair AI Studio. *Confusion matrix* digunakan untuk melihat jumlah prediksi yang benar maupun salah pada setiap kategori sehingga kualitas model dapat dianalisis secara objektif. Hasil evaluasi ditampilkan pada Tabel 1 sebagai acuan dalam menilai tingkat akurasi, *precision*, dan *recall* model.

Tabel 1. Hasil Analisis Performa

	<i>True 3</i>	<i>True 0</i>	<i>True 1</i>	<i>True 4</i>	<i>True 2</i>	<i>True 5</i>	<i>Class Precision</i>
Pred.3	48	60	54	22	60	26	17.78%
Pred.0	151	168	160	92	155	87	20.47%
Pred.1	110	108	100	61	93	36	19.69%
Pred.4	63	12	35	72	34	80	24.32%
Pred.2	44	23	43	18	49	23	22.27%
Pred.5	0	0	0	0	0	1	100.00%
<i>Class Recall</i>	11.54%	42.67%	25.51%	27.17%	12.53%	0.40%	

Berdasarkan *confusion matrix*, model *Decision Tree* C4.5 memperoleh nilai akurasi sebesar 20,70%, yang menunjukkan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam membedakan beberapa kelas pada dataset. Kelas 0 memiliki nilai *recall* tertinggi sebesar 42,67%, sedangkan kelas lainnya berada pada rentang 0,40% hingga 27,17%. Kondisi ini menunjukkan bahwa pola antar kelas masih memiliki kemiripan sehingga kemampuan model dalam mengenali setiap kategori belum merata.

Nilai *precision* untuk sebagian besar kelas berada pada rentang 17–24%, yang menandakan adanya tumpang tindih prediksi antar kelas. Secara umum, hasil evaluasi menunjukkan bahwa keseimbangan data dan karakteristik atribut memengaruhi performa model klasifikasi. Pada penelitian ini, evaluasi performa

difokuskan pada metrik *accuracy*, *precision*, dan *recall* yang tersedia pada output Altair AI Studio, sehingga nilai *F1-score* tidak ditampilkan dalam hasil pengujian model.

3. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil memenuhi tujuan yang telah ditetapkan dalam bab Pendahuluan, yakni membangun model klasifikasi depresi pada mahasiswa dengan menerapkan algoritma *Decision Tree* C4.5 berdasarkan faktor psikologis, akademik, dan pola hidup. Temuan yang disampaikan di bab Hasil dan Analisis menunjukkan kecocokan yang baik, di mana atribut seperti *Course* dan CGPA terbukti memiliki dampak signifikan, serta aturan keputusan yang dihasilkan secara rasional mengonfirmasi indikator depresi, misalnya kombinasi tidur yang buruk, stres akademik berat, dan kecemasan tinggi. Penilaian kinerja model, yang mencatat *recall* tinggi untuk kelas depresi (99,47%) dan akurasi keseluruhan (72,13%), membuktikan bahwa model ini sesuai dengan harapan awal sebagai instrumen deteksi dini yang praktis, walaupun masih perlu penyempurnaan terkait keseimbangan kelas.

Kontribusi utama penelitian ini terletak pada model yang sederhana dan mudah diterapkan untuk mendeteksi depresi secara dini di lingkungan pendidikan, dengan peluang pengembangan melalui penambahan dataset, teknik *balancing*, atau perbandingan algoritma, serta berfungsi sebagai fondasi bagi sistem pendukung keputusan untuk mengawasi kesehatan mental mahasiswa. Penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan, terutama pada tingkat akurasi model yang belum optimal serta adanya ketidakseimbangan data antar kelas yang memengaruhi hasil klasifikasi. Selain itu, penelitian ini hanya menggunakan satu algoritma, yaitu *Decision Tree* C4.5, sehingga performa model belum dibandingkan dengan metode klasifikasi lainnya. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan menambahkan jumlah dataset, menerapkan teknik *balancing data*, serta membandingkan performa beberapa algoritma *machine learning* untuk memperoleh hasil klasifikasi yang lebih baik dan akurat.

UCAPAN TERIMAKASIH

Kami mengucapkan terimakasih banyak kepada seluruh pihak telah membantu dalam penelitian ini. Kami juga mengucapkan terimakasih kepada *platform* Kaggle sebagai penyedia dataset.

REFERENSI

- [1] J. Sanjari and D. P. Nurlita, "Konsep Kesehatan Mental Perspektif Imam Al-Ghazali Dalam Kitab Ihya Ulumuddin."
- [2] C. Nisa and M. I. Rosyadi, "Prediksi Kesehatan Mental Mahasiswa Universitas Yudharta Pasuruan Dengan Klasifikasi Decision Tree," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 13, no. 3S1, Oct. 2025, doi: 10.23960/jitet.v13i3S1.7925.
- [3] Kemenkes, "Menjaga Kesehatan Mental Mahasiswa Baru."
- [4] A. Al Rivaldi, J. Soedarto, K. Tembalang, K. Semarang, and J. Tengah, "Analisis Faktor Penyebab Stres pada Mahasiswa dan Dampaknya terhadap Kesehatan Mental," *Jurnal Inovasi Riset Ilmu Kesehatan*, no. 4, pp. 11–18, 2024, doi: 10.55606/detector.v2i3.4378.
- [5] D. R. Amana, W. Wilson, and E. Hermawati, "Hubungan tingkat aktivitas fisik dengan tingkat depresi pada mahasiswa tahun kedua Program Studi Kedokteran Fakultas Kedokteran Universitas Tanjungpura," *Jurnal Cerebellum*, vol. 6, no. 4, p. 94, Jul. 2021, doi: 10.26418/jc.v6i4.47800.
- [6] D. S.F, Rosmaini, and D. N.P, "Health & Medical Journal," 2021.
- [7] A. Z. Bintang and A. M. Mandagi, "Kejadian Depresi Pada Remaja Menurut Dukungan Sosial D Kabupaten Jember," 2021, [Online]. Available: <http://cmhp.lenterakaji.org/index.php/cmhp>
- [8] E. F. S.Kedang, Rr. L. Nurina, and D. T. Manafe, "Analisis Faktor Resiko Yang Mempengaruhi Kejadian Depresi Pada Mahasiswa Fakultas Kedokteran Universitas Nusa Cendana".
- [9] T. S. Pratama and A. A. Soebroto, "Sistem Pakar untuk Deteksi Dini Tingkat Depresi Mahasiswa menggunakan Metode Support Vector Machine (Studi Kasus: Fakultas Ilmu Komputer Universitas Brawijaya)," 2022. [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [10] F. Aziz, P. Ishak, and S. Abasa, "Klasifikasi Depresi Menggunakan Support Vector Machine: Pendekatan Berbasis Data Text Mining," *Journal Pharmacy and Application of Computer Sciences*, vol. 2, no. 2, pp. 33–

- 38, 2024.
- [11] K. Rahayu, V. Fitria, D. Septhya, R. Rahmadden, and L. Efrizoni, "Klasifikasi Teks untuk Mendeteksi Depresi dan Kecemasan pada Pengguna Twitter Berbasis Machine Learning," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 3, no. 2, pp. 108–114, Sep. 2023, doi: 10.57152/malcom.v3i2.780.
 - [12] D. Septiani, U. Enri, and Nina Sulistiyowati, "Diagnosa Tingkat Depresi Mahasiswa Selama Masa Pandemi Covid-19 Menggunakan Algoritma Random Forest," Dec. 2021.
 - [13] S. Abrori and Z. Fatah, "Implementasi Metode Decision Tree Dalam Mengklasifikasi Depresi Menggunakan Rapidminer," *Journal of Students' Research in Computer Science*, vol. 5, no. 2, pp. 123–132, Nov. 2024, doi: 10.31599/vgf7xb32.
 - [14] I. Haziq, G. Akbar, N. Daffa, P. R. Firdaus, M. Sidik Aljabar, and Rudianto, "Klasifikasi Depresi pada Siswa Menggunakan Neural Network dan Random Forest," vol. 7, no. 2, pp. 188–198, 2025, [Online]. Available: <https://restikom.nusaputra.ac.id>
 - [15] U. Al Faruq, M. Ainun Naja Fauzi, I. Fatayasya, E. Daniati, and A. Ristyawan, "Prediksi Data Kelulusan Mahasiswa Dengan Metode Decision Tree Menggunakan Rapidminer," Online, 2023.