Jurnal Sains Dan Teknologi Informasi
Vol. 5, No. 4, September 2026, Hal 226-237
ISSN 2809-610X (Media Online)
DOI 10.47065/jussi.v5i4.11338
Website https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/jussi

Penerapan Algoritma C4.5 untuk Klasifikasi Tingkat Pemahaman Mahasiswa pada Mata Kuliah Pemrograman Berdasarkan Hasil Evaluasi Akademik

Aldian A. Surbakti[1], Teuku Amanda Rivaldi[1], Seri Ninta Br Bangun[1], M. Agustian[1], David JM Sembiring[2,*] Raheliya Br Ginting[2]

[1]Fakultas Sains dan Teknologi, Program Studi Teknologi Informasi, Institut Teknologi dan Bisnis Indonesia, Karo, Indonesia
[2]Fakultas Sains dan Teknologi, Program Studi Teknik Informatika, Institut Teknologi dan Bisnis Indonesia, Medan, Indonesia
Email: [1,*]davidjmsembiring@gmail.com
(* : coressponding author)

Abstrak−Pemanfaatan data akademik melalui teknik data mining dapat membantu mengidentifikasi pola capaian belajar mahasiswa secara sistematis. Penelitian ini bertujuan menerapkan algoritma C4.5 untuk mengklasifikasikan tingkat pemahaman mahasiswa pada mata kuliah pemrograman berdasarkan hasil evaluasi akademik. Atribut yang digunakan meliputi persentase kehadiran, nilai tugas, nilai praktikum, nilai Ujian Tengah Semester (UTS), dan nilai Ujian Akhir Semester (UAS), dengan kelas target berupa kategori rendah, sedang, dan tinggi. Metode penelitian menggunakan pendekatan klasifikasi dengan algoritma C4.5 melalui perhitungan Entropy, Information Gain, dan Gain Ratio untuk membentuk pohon keputusan. Dataset simulasi sebanyak 250 data dibagi menjadi 200 data pelatihan (80%) dan 50 data pengujian (20%). Evaluasi model menggunakan confusion matrix, accuracy, precision, recall, dan F1-score. Hasil pengujian yang dilaporkan menunjukkan nilai accuracy sebesar 78,00%, precision rata-rata sebesar 75,83%, recall rata-rata sebesar 80,61%, dan F1-score rata-rata sebesar 77,50%. Dari 50 data pengujian, sebanyak 39 data berhasil diklasifikasikan dengan benar, sedangkan 11 data mengalami kesalahan klasifikasi. Kategori rendah memperoleh recall sebesar 87,50%, kategori sedang sebesar 73,08%, dan kategori tinggi sebesar 81,25%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa C4.5 berpotensi menghasilkan model klasifikasi yang dapat diinterpretasikan melalui aturan keputusan. Namun, karena penelitian menggunakan dataset simulasi dan label dibentuk berdasarkan atribut evaluasi yang sama, hasilnya belum dapat digeneralisasikan untuk mengukur pemahaman mahasiswa sebenarnya. Pengujian menggunakan data akademik aktual dan definisi kelas yang tervalidasi diperlukan untuk memperkuat validitas temuan.

Kata Kunci: Data Mining; C4.5; Klasifikasi; Pemahaman Mahasiswa; Pemrograman

Abstract−The use of academic data through data mining techniques can help identify patterns in student learning outcomes systematically. This study aims to apply the C4.5 algorithm to classify students' levels of understanding in a programming course based on academic evaluation results. The attributes include attendance percentage, assignment scores, practical scores, midterm examination scores, and final examination scores, with target classes categorized as low, medium, and high. The research employs a classification approach using the C4.5 algorithm through the calculation of Entropy, Information Gain, and Gain Ratio to construct a decision tree. A simulated dataset consisting of 250 records was divided into 200 training records (80%) and 50 testing records (20%). Model performance was evaluated using a confusion matrix, accuracy, precision, recall, and F1-score. The reported test results indicate an accuracy of 78.00%, a macro-average precision of 75.83%, a macro-average recall of 80.61%, and a macro-average F1-score of 77.50%. Of the 50 testing records, 39 were correctly classified, while 11 were misclassified. The low category achieved a recall of 87.50%, the medium category 73.08%, and the high category 81.25%. These findings indicate that C4.5 has the potential to produce an interpretable classification model through decision rules. However, because the study uses a simulated dataset and the target labels are derived from the same evaluation attributes used as predictors, the results cannot yet be generalized to measure students' actual understanding. Further testing using real academic data and validated class definitions is required to strengthen the validity of the findings.

Keywords: Data Mining; C4.5; Classification; Student Understanding; Programming

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi telah mendorong pemanfaatan data sebagai dasar pengambilan keputusan di berbagai bidang, termasuk pendidikan tinggi. Perguruan tinggi menghasilkan beragam data akademik melalui kegiatan pembelajaran, evaluasi, praktikum, dan penilaian hasil belajar mahasiswa. Data tersebut tidak hanya berfungsi sebagai dokumentasi capaian akademik, tetapi juga berpotensi dimanfaatkan untuk memperoleh informasi mengenai pola belajar dan perkembangan kompetensi mahasiswa. Romero dan Ventura (2010) menjelaskan bahwa educational data mining merupakan bidang penelitian yang memanfaatkan metode komputasi untuk menganalisis data pendidikan dan menemukan informasi yang dapat mendukung pemahaman terhadap proses pembelajaran. Pemanfaatan data secara sistematis menjadi penting karena evaluasi pendidikan tidak cukup hanya berorientasi pada nilai akhir, tetapi juga perlu menghasilkan informasi yang dapat digunakan untuk memperbaiki proses pembelajaran[1], [2].

Salah satu tantangan dalam pendidikan tinggi adalah mengidentifikasi tingkat pemahaman mahasiswa terhadap materi perkuliahan secara terstruktur. Tantangan tersebut semakin relevan pada mata kuliah pemrograman yang menuntut penguasaan konsep, kemampuan berpikir logis, pemecahan masalah, serta penerapan algoritma ke dalam bentuk program. Mahasiswa dapat memperoleh nilai yang berbeda pada tugas, praktikum, Ujian Tengah Semester (UTS), dan Ujian Akhir Semester (UAS). Perbedaan tersebut dapat mencerminkan variasi capaian pada berbagai bentuk evaluasi, sehingga diperlukan analisis yang mampu mengidentifikasi pola hubungan antara atribut akademik dan kategori capaian belajar. Apabila data evaluasi

Jurnal Sains Dan Teknologi Informasi
Vol. 5, No. 4, September 2026, Hal 226-237
ISSN 2809-610X (Media Online)
DOI 10.47065/jussi.v5i4.11338
Website https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/jussi

hanya diringkas dalam bentuk nilai rata-rata, informasi mengenai kombinasi karakteristik akademik yang berkaitan dengan kategori capaian mahasiswa berpotensi belum tergambarkan secara memadai.

Urgensi penelitian ini terletak pada kebutuhan untuk mengolah data evaluasi akademik menjadi informasi yang lebih mudah dipahami dan dimanfaatkan oleh dosen. Informasi klasifikasi berpotensi mendukung identifikasi mahasiswa yang membutuhkan pendampingan, evaluasi strategi pembelajaran, dan penyusunan tindak lanjut akademik. Meskipun demikian, nilai akademik tidak secara otomatis merepresentasikan pemahaman konseptual secara menyeluruh. Oleh karena itu, klasifikasi dalam penelitian ini perlu dipahami sebagai pendekatan analitis terhadap kategori yang ditetapkan berdasarkan indikator evaluasi, bukan sebagai pengukuran langsung terhadap seluruh aspek pemahaman mahasiswa. Penetapan kategori yang jelas, relevansi atribut, serta validitas data menjadi unsur penting agar hasil analisis tidak menghasilkan interpretasi yang berlebihan.

Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk mengolah data akademik adalah data mining dengan teknik klasifikasi. Klasifikasi bertujuan membangun model yang mempelajari hubungan antara atribut masukan dan kelas target, kemudian menggunakan model tersebut untuk menentukan kelas suatu data. Algoritma C4.5 merupakan metode klasifikasi berbasis pohon keputusan yang dikembangkan oleh Quinlan. Algoritma ini menggunakan ukuran informasi dalam pemilihan atribut pemisah dan menghasilkan pohon keputusan atau aturan berbentuk if–then yang relatif mudah diinterpretasikan. Keunggulan tersebut relevan dalam konteks pendidikan karena hasil analisis tidak hanya berupa prediksi kelas, tetapi juga dapat menyajikan pola keputusan yang menjelaskan bagaimana kombinasi atribut mengarah pada kelas tertentu. C4.5 juga dapat menangani atribut kategorikal maupun numerik, sehingga dapat diterapkan pada data evaluasi akademik yang memiliki karakteristik beragam[3], [4].

Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa pemanfaatan data mining dalam pendidikan telah berkembang sebagai pendekatan untuk menganalisis data pembelajaran dan mendukung pengambilan keputusan. Penelitian mengenai penerapan data mining untuk menganalisis capaian akademik mahasiswa terus berkembang dalam beberapa tahun terakhir. Yağcı (2022) meneliti prediksi performa akademik mahasiswa menggunakan berbagai algoritma machine learning. Penelitian tersebut menunjukkan relevansi pemanfaatan data pendidikan untuk membangun model prediksi capaian akademik[5]. Selanjutnya, Astuti, Maryono, dan Liantoni (2024) menerapkan algoritma C4.5 untuk memprediksi keberhasilan studi mahasiswa pada tahun pertama dengan menggunakan 85 data mahasiswa dan menghasilkan pohon keputusan yang memuat aturan prediksi keberhasilan studi. Penelitian tersebut memperlihatkan potensi C4.5 untuk mengidentifikasi pola keberhasilan mahasiswa berdasarkan data akademik[6].

Penelitian lain dilakukan oleh Putri, Febriawan, dan Hasan (2024) melalui penerapan C4.5 untuk memprediksi masa studi mahasiswa. Penelitian tersebut menggunakan data akademik dan menghasilkan model klasifikasi dengan akurasi sebesar 83,87%, precision 87,50%, dan recall 91,18%. Hasil ini menunjukkan bahwa pohon keputusan dapat dimanfaatkan untuk mengidentifikasi pola yang berkaitan dengan penyelesaian studi mahasiswa. Namun, prediksi masa studi memiliki sasaran yang berbeda dari klasifikasi tingkat pemahaman pada mata kuliah tertentu. Oleh karena itu, pendekatan klasifikasi masih perlu dikaji sesuai dengan karakteristik hasil pembelajaran yang menjadi fokus penelitian[7].

Pada 2025, Aydın mengembangkan model berbasis pohon keputusan untuk memprediksi performa mahasiswa dalam konteks educational data mining. Penelitian tersebut relevan karena menempatkan interpretabilitas model pohon keputusan sebagai salah satu pendekatan untuk menganalisis data pendidikan[8]. Pada tahun yang sama, Alfyandri, Musril, dan Derta menerapkan algoritma C4.5 untuk memprediksi keberhasilan mahasiswa pada mata kuliah basis data. Penelitian tersebut menggunakan data akademik mahasiswa yang awalnya berjumlah 1.177 entri dan menghasilkan 1.030 data setelah proses pembersihan. Model yang dibangun memperoleh akurasi 82,10%, precision 62,51%, dan recall 69,58%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa C4.5 dapat diterapkan pada konteks mata kuliah bidang komputasi, sekaligus memperlihatkan pentingnya mengevaluasi kinerja model dengan lebih dari satu metrik[9].

Perkembangan penelitian pada 2026 juga menunjukkan penggunaan C4.5 untuk menganalisis prestasi akademik mahasiswa. Hermanto dan Sutedi (2026), misalnya, mengembangkan sistem prediksi prestasi akademik mahasiswa Program Studi Pendidikan Agama Islam menggunakan C4.5. Penelitian tersebut memperlihatkan bahwa penerapan algoritma ini tidak terbatas pada program studi teknologi informasi, tetapi juga dapat digunakan dalam konteks pendidikan lainnya. Meskipun demikian, perbedaan karakteristik mata kuliah, atribut evaluasi, dan definisi kelas target menuntut setiap penerapan algoritma diuji sesuai konteks penelitiannya[10].

Berdasarkan penelitian terdahulu tersebut, terdapat peluang penelitian untuk mengkaji klasifikasi tingkat pemahaman mahasiswa pada mata kuliah pemrograman dengan memanfaatkan atribut kehadiran, nilai tugas, praktikum, UTS, dan UAS. Fokus yang membedakan penelitian ini perlu dirumuskan pada cara mendefinisikan tingkat pemahaman, menyusun atribut prediktor, membentuk aturan pohon keputusan, dan mengevaluasi kemampuan model dalam mengklasifikasikan setiap kategori. Kebaruan penelitian tidak cukup hanya didasarkan pada penggunaan C4.5 karena algoritma tersebut telah diterapkan dalam berbagai penelitian akademik[11], [12],

Jurnal Sains Dan Teknologi Informasi
Vol. 5, No. 4, September 2026, Hal 226-237
ISSN 2809-610X (Media Online)
DOI 10.47065/jussi.v5i4.11338
Website https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/jussi

[13]. Oleh sebab itu, kontribusi penelitian perlu dibuktikan melalui rancangan evaluasi yang valid dan hasil eksperimen yang dapat dibandingkan dengan penelitian sebelumnya.

Di sisi lain, menguraikan mekanisme algoritma C4.5 dalam membentuk model klasifikasi dari atribut dan kelas yang telah diketahui. Pohon keputusan yang dihasilkan dapat digunakan untuk membedakan kelas serta menyajikan aturan yang dapat ditelusuri. Meskipun demikian, landasan algoritmik tersebut tidak secara langsung membuktikan efektivitas C4.5 untuk mengklasifikasikan tingkat pemahaman mahasiswa pada mata kuliah pemrograman. Penerapan pada konteks tersebut tetap memerlukan pengujian menggunakan atribut akademik yang relevan, definisi kelas yang dapat dipertanggungjawabkan, dan evaluasi model yang sesuai. Dengan demikian, penelitian terdahulu memberikan dasar konseptual mengenai analisis data pendidikan dan klasifikasi berbasis pohon keputusan, sedangkan penerapan khusus pada permasalahan penelitian ini perlu diuji secara tersendiri[14], [15].

Berdasarkan kajian tersebut, kesenjangan penelitian (research gap) yang menjadi perhatian dalam penelitian ini adalah kebutuhan untuk menyusun alur penerapan C4.5 yang secara khusus menghubungkan atribut evaluasi akademik dengan klasifikasi tingkat pemahaman pada mata kuliah pemrograman. Fokus penelitian tidak hanya pada penerapan algoritma, tetapi juga pada penetapan atribut prediktor, pengelompokan nilai apabila diperlukan, penentuan kelas target, perhitungan Entropy, Information Gain, dan Gain Ratio, serta pembentukan aturan klasifikasi. Kesenjangan ini merupakan fokus operasional yang akan diuji, bukan klaim bahwa belum pernah ada penelitian serupa. Penetapan kebaruan yang lebih kuat tetap memerlukan penelusuran sistematis terhadap artikel empiris terdahulu yang secara spesifik membahas algoritma C4.5, capaian akademik, dan pembelajaran pemrograman.

Penelitian ini bertujuan menerapkan algoritma C4.5 untuk mengklasifikasikan tingkat pemahaman mahasiswa berdasarkan hasil evaluasi akademik yang meliputi kehadiran, nilai tugas, nilai praktikum, UTS, dan UAS. Kelas target dirancang menjadi tiga kategori, yaitu rendah, sedang, dan tinggi. Tahapan penelitian mencakup prapemrosesan data, kategorisasi atribut bila digunakan, perhitungan ukuran pemisahan kelas, pembentukan pohon keputusan, serta evaluasi hasil klasifikasi. Evaluasi direncanakan menggunakan confusion matrix, accuracy, precision, recall, dan F1-score agar kinerja model dapat dianalisis secara lebih menyeluruh. Penggunaan metrik tersebut juga membantu mengidentifikasi apakah model mampu mengenali setiap kelas secara seimbang, terutama ketika jumlah data antar kelas berbeda.

Hasil yang ingin dicapai adalah model pohon keputusan C4.5 beserta aturan klasifikasi yang dapat menjelaskan pola hubungan antara atribut evaluasi akademik dan kelas target. Selain itu, penelitian diharapkan menghasilkan informasi mengenai atribut yang memberikan kontribusi terhadap pemisahan kelas serta gambaran kinerja model berdasarkan pengujian yang dilakukan. Pada tahap awal, sebanyak 250 baris data sintetis digunakan untuk menguji alur perhitungan dan pembentukan model. Data sintetis tersebut tidak diperlakukan sebagai bukti empiris tentang mahasiswa sebenarnya. Oleh sebab itu, pencapaian tujuan penelitian secara substantif memerlukan validasi lanjutan menggunakan data akademik aktual yang dianonimkan, izin penggunaan data yang sesuai, dan penetapan kelas berdasarkan indikator pemahaman yang dapat dipertanggungjawabkan. Melalui pendekatan tersebut, penelitian diharapkan memberikan kontribusi berupa rancangan klasifikasi yang transparan, dapat dievaluasi, dan berpotensi mendukung analisis akademik pada mata kuliah pemrograman.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Data Mining

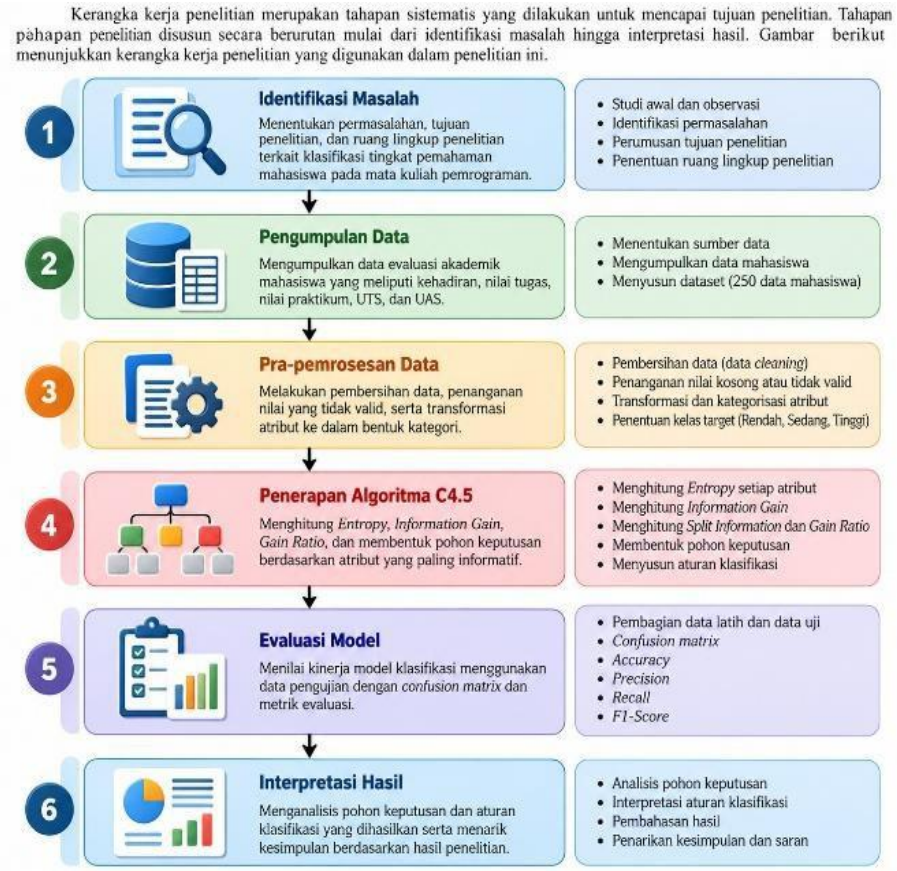
Data mining merupakan proses penggalian informasi dan pola yang bermanfaat dari sekumpulan data melalui penerapan teknik statistik, pembelajaran mesin, dan metode komputasi. Data mining merupakan bagian dari proses Knowledge Discovery in Databases (KDD) yang bertujuan menemukan pola atau pengetahuan dari data. Tahapan data mining umumnya meliputi seleksi data, prapemrosesan, transformasi, pemodelan, dan evaluasi hasil. Dalam bidang pendidikan, data mining dapat dimanfaatkan untuk menganalisis data akademik mahasiswa guna memperoleh informasi mengenai pola capaian pembelajaran dan mendukung pengambilan keputusan akademik[16], [17], [18].

Selain itu, data mining memiliki beberapa teknik utama, yaitu klasifikasi, klasterisasi, asosiasi, dan prediksi. Klasifikasi digunakan untuk mengelompokkan data ke dalam kelas yang telah ditentukan, sedangkan klasterisasi digunakan untuk mengelompokkan data berdasarkan kemiripan karakteristik tanpa memerlukan label kelas sebelumnya. Teknik asosiasi bertujuan menemukan hubungan antaratribut dalam data, sementara prediksi digunakan untuk memperkirakan nilai atau kondisi berdasarkan pola yang ditemukan. Dalam penelitian ini, teknik klasifikasi dipilih karena tujuan penelitian adalah menentukan kategori tingkat pemahaman mahasiswa berdasarkan atribut evaluasi akademik. Penggunaan teknik tersebut memungkinkan pembentukan model yang menghasilkan aturan keputusan secara terstruktur dan dapat diinterpretasikan untuk mendukung analisis hasil pembelajaran[16], [17], [18].

Jurnal Sains Dan Teknologi Informasi
Vol. 5, No. 4, September 2026, Hal 226-237
ISSN 2809-610X (Media Online)
DOI 10.47065/jussi.v5i4.11338
Website https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/jussi

2.2 Kerangka Kerja Penelitian

Kerangka kerja penelitian merupakan tahapan sistematis yang disusun untuk mencapai tujuan penelitian. Penelitian ini menerapkan algoritma C4.5 untuk mengklasifikasikan tingkat pemahaman mahasiswa pada mata kuliah pemrograman berdasarkan hasil evaluasi akademik. Tahapan penelitian meliputi identifikasi masalah, pengumpulan data, prapemrosesan data, penerapan algoritma C4.5, evaluasi model, dan interpretasi hasil. Setiap tahapan dilaksanakan secara berurutan untuk menghasilkan model klasifikasi dan aturan keputusan yang dapat dianalisis sesuai dengan tujuan penelitian.



Gambar 1. Kerangka Kerja Penelitian

Berdasarkan Gambar 1, penelitian dilakukan melalui enam tahapan, yaitu (1) identifikasi masalah, (2) pengumpulan data, (3) prapemrosesan data, (4) penerapan algoritma C4.5, (5) evaluasi model, dan (6) interpretasi hasil. Tahapan tersebut dilakukan secara sistematis untuk menghasilkan model klasifikasi tingkat pemahaman mahasiswa berdasarkan hasil evaluasi akademik.

2.3 Algoritma C4.5

Algoritma C4.5 merupakan salah satu algoritma klasifikasi dalam data mining yang digunakan untuk membentuk pohon keputusan (decision tree). Algoritma ini dikembangkan oleh Quinlan (1993) dan bekerja dengan memilih atribut yang paling sesuai untuk membagi data berdasarkan kelas target. Pemilihan atribut dilakukan menggunakan perhitungan Entropy, Information Gain, dan Gain Ratio. Hasil proses tersebut berupa struktur pohon keputusan yang terdiri atas simpul akar (root node), simpul internal, cabang (branch), dan simpul daun (leaf node). Pohon keputusan dapat diterjemahkan menjadi aturan keputusan berbentuk if–then sehingga hasil klasifikasi relatif mudah dipahami dan diinterpretasikan[19].

Keunggulan algoritma C4.5 terletak pada kemampuannya menangani atribut kategorikal maupun numerik serta menghasilkan model klasifikasi yang mudah diinterpretasikan. Atribut numerik dapat diproses melalui penentuan nilai ambang (threshold), sedangkan atribut kategorikal diproses berdasarkan kategori yang tersedia. Selain itu, penggunaan Gain Ratio membantu mengurangi kecenderungan pemilihan atribut yang memiliki banyak nilai berbeda. Dalam penelitian ini, algoritma C4.5 diharapkan dapat mengidentifikasi atribut evaluasi akademik yang paling informatif dalam membedakan kategori tingkat pemahaman mahasiswa. Namun, kualitas hasil klasifikasi tetap bergantung pada kualitas data, ketepatan penentuan kelas target, dan proses evaluasi model yang dilakukan[20].

Jurnal Sains Dan Teknologi Informasi
Vol. 5, No. 4, September 2026, Hal 226-237
ISSN 2809-610X (Media Online)
DOI 10.47065/jussi.v5i4.11338
Website https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/jussi

2.4 Entropy

Entropy merupakan ukuran yang digunakan untuk mengetahui tingkat ketidakpastian atau ketidakmurnian distribusi kelas dalam suatu kumpulan data. Dalam algoritma C4.5, Entropy menjadi dasar untuk mengukur tingkat keragaman kelas sebelum data dipisahkan berdasarkan atribut tertentu. Semakin beragam distribusi kelas dalam suatu himpunan data, semakin tinggi nilai Entropy yang dihasilkan. Sebaliknya, apabila seluruh data berada dalam satu kelas yang sama, nilai Entropy adalah nol karena tidak terdapat ketidakpastian mengenai kelas data tersebut. Rumus Entropy dinyatakan sebagai berikut[21], [22]:

$$\text{Entropy}(S) = -\sum_{i=1}^{m} p_i \log_2(p_i) \quad (1)$$

Keterangan pada rumus tersebut menjelaskan bahwa S merupakan himpunan data yang dianalisis, sedangkan m adalah jumlah kelas target yang terdapat dalam data. Selanjutnya, p_i menunjukkan proporsi data yang termasuk ke dalam kelas ke-i yaitu perbandingan jumlah data pada kelas tersebut dengan jumlah seluruh data. Adapun $\log_2$ merupakan logaritma berbasis dua yang digunakan dalam perhitungan nilai Entropy untuk mengukur tingkat ketidakpastian atau keragaman kelas pada suatu himpunan data.

2.5 Information Gain

Information Gain merupakan ukuran yang digunakan untuk mengetahui besarnya pengurangan nilai Entropy setelah suatu himpunan data dibagi berdasarkan atribut tertentu. Dalam algoritma C4.5, Information Gain membantu mengidentifikasi atribut yang memberikan pemisahan kelas paling informatif. Semakin besar nilai Information Gain, semakin besar penurunan ketidakpastian kelas yang dihasilkan oleh pemisahan berdasarkan atribut tersebut. Rumus Information Gain dinyatakan sebagai berikut[23], [24]:

$$\text{Gain}(S, A) = \text{Entropy}(S) - \sum_{j=1}^{v} \frac{|S_i|}{|S|} \text{Entropy}(S_j) \quad (2)$$

Keterangan pada rumus Information Gain menjelaskan bahwa S merupakan himpunan data awal yang dianalisis, sedangkan A adalah atribut yang diuji untuk menentukan kemampuannya dalam memisahkan data berdasarkan kelas target. Simbol v menunjukkan jumlah kategori atau nilai berbeda yang terdapat pada atribut A, sementara S_j merupakan subset data yang memiliki kategori atau nilai ke-j. Adapun $|S_j|$ menyatakan jumlah data pada subset ke-j, sedangkan |S| menunjukkan jumlah seluruh data dalam himpunan awal. Selanjutnya, Entropy(S) merupakan nilai Entropy dari himpunan data awal, sedangkan Entropy(S_j) adalah nilai Entropy pada subset ke- j. Komponen-komponen tersebut digunakan untuk menghitung Information Gain, yaitu pengurangan nilai ketidakpastian setelah data dibagi berdasarkan atribut tertentu. Semakin tinggi nilai Information Gain, semakin besar kemampuan atribut tersebut dalam memisahkan data ke dalam kelas target.

2.6 Gain Ratio

Gain Ratio merupakan ukuran yang digunakan dalam algoritma C4.5 untuk mengevaluasi kualitas pemisahan data dengan mempertimbangkan nilai Information Gain dan karakteristik pembagian data oleh suatu atribut. Penggunaan Information Gain saja dapat memberikan keuntungan yang berlebihan kepada atribut yang memiliki banyak kategori berbeda. Gain Ratio membantu mempertimbangkan kondisi tersebut dengan membandingkan Information Gain terhadap nilai Split Information. Rumus Gain Ratio dinyatakan sebagai berikut[25], [26]:

$$\text{GainRatio}(S, A) = \frac{\text{Gain}(S, A)}{\text{SplitInfo}(S,A)} \quad (3)$$

Dengan nilai Split Information dihitung dengan rumus[26], [27]:

$$\text{SplitInfo}(S, A) = -\sum_{j=1}^{v} \frac{|S_j|}{|S|} \log_2\left(\frac{|S_j|}{|S|}\right) \quad (4)$$

Keterangan pada rumus Gain Ratio menjelaskan bahwa S merupakan himpunan data awal yang dianalisis, sedangkan A adalah atribut yang diuji dalam proses klasifikasi. Nilai Gain(S, A) menunjukkan besarnya Information Gain yang diperoleh dari pemisahan data berdasarkan atribut A, sementara SplitInfo(S, A) merupakan ukuran informasi yang menggambarkan pembagian data ke dalam beberapa subset berdasarkan atribut tersebut. Simbol v menyatakan jumlah kategori atau nilai berbeda pada atribut A, sedangkan S_j merupakan subset data untuk kategori atau nilai ke-j. Selanjutnya, $|S_j|$ menunjukkan jumlah data pada subset ke-j, dan |S| menyatakan jumlah seluruh data dalam himpunan awal. Komponen-komponen tersebut digunakan untuk menghitung nilai Gain Ratio, yaitu ukuran yang mempertimbangkan nilai Information Gain sekaligus karakteristik pembagian data. Dalam algoritma C4.5, Gain Ratio digunakan untuk memilih atribut terbaik sebagai dasar pembentukan pohon keputusan dengan mengurangi kecenderungan pemilihan atribut yang memiliki terlalu banyak kategori atau nilai berbeda.

Jurnal Sains Dan Teknologi Informasi
Vol. 5, No. 4, September 2026, Hal 226-237
ISSN 2809-610X (Media Online)
DOI 10.47065/jussi.v5i4.11338
Website https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/jussi

2.7 Evaluasi Model

Evaluasi model merupakan tahapan yang dilakukan untuk mengukur kemampuan algoritma C4.5 dalam mengklasifikasikan tingkat pemahaman mahasiswa berdasarkan hasil evaluasi akademik. Evaluasi bertujuan mengetahui sejauh mana model dapat memprediksi kategori kelas dengan benar serta mengidentifikasi kesalahan klasifikasi yang terjadi. Pada penelitian ini, evaluasi model direncanakan menggunakan confusion matrix dengan menghitung nilai accuracy, precision, recall, dan F1-score. Penggunaan beberapa metrik tersebut diharapkan dapat memberikan gambaran yang lebih menyeluruh mengenai kinerja model dalam mengklasifikasikan mahasiswa ke dalam kategori rendah, sedang, dan tinggi.

Confusion matrix merupakan tabel yang membandingkan kelas aktual dengan kelas hasil prediksi model. Berdasarkan tabel tersebut, nilai accuracy digunakan untuk mengukur proporsi seluruh prediksi yang benar terhadap jumlah data yang dievaluasi. Sementara itu, precision mengukur ketepatan prediksi suatu kelas, sedangkan recall mengukur kemampuan model dalam mengidentifikasi seluruh data yang sebenarnya termasuk ke dalam kelas tersebut. Adapun F1-score merupakan rata-rata harmonis antara precision dan recall, sehingga dapat digunakan untuk menilai keseimbangan kedua metrik tersebut. Rumus evaluasi model yang digunakan adalah sebagai berikut[28], [29], [30]:

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{Jumlah Prediksi Benar}}{\text{Jumlah Seluruh Data}} \quad (5)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (6)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (7)$$

$$F1 - \text{Score} = 2 * \frac{\text{Precision} * \text{Recall}}{\text{Precision}+\text{Recall}} \quad (8)$$

TP (True Positive) adalah jumlah data suatu kelas yang diprediksi dengan benar sebagai kelas tersebut, FP (False Positive) adalah jumlah data dari kelas lain yang keliru diprediksi sebagai kelas tersebut, dan FN (False Negative) adalah jumlah data dari kelas tersebut yang keliru diprediksi sebagai kelas lain. Dalam klasifikasi tiga kelas, yaitu rendah, sedang, dan tinggi, nilai precision, recall, serta F1-score dihitung untuk setiap kelas. Nilai rata-rata juga dapat dilaporkan menggunakan pendekatan macro average atau weighted average sesuai dengan tujuan evaluasi. Untuk memperoleh hasil evaluasi yang objektif, dataset perlu dibagi menjadi data latih (training data) dan data uji (testing data). Sebagai contoh, pembagian dapat menggunakan proporsi 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji, dengan mempertimbangkan distribusi kelas. Model C4.5 dibangun menggunakan data latih, kemudian diuji menggunakan data uji yang tidak digunakan dalam proses pembentukan pohon keputusan. Nilai metrik evaluasi selanjutnya digunakan untuk menjelaskan kinerja model, bukan untuk menyimpulkan kemampuan generalisasi hanya berdasarkan data pelatihan.

Dalam penelitian ini, hasil evaluasi model akan menjadi dasar untuk menilai kelayakan algoritma C4.5 dalam mengklasifikasikan tingkat pemahaman mahasiswa pada mata kuliah pemrograman. Interpretasi hasil perlu memperhatikan distribusi kelas, karakteristik data, dan kemungkinan kesalahan klasifikasi pada setiap kategori. Apabila menggunakan dataset simulasi dengan label yang dibentuk dari atribut prediktor yang sama, nilai evaluasi harus ditafsirkan secara hati-hati karena dapat mencerminkan kemampuan model mempelajari aturan pembentukan label, bukan kemampuan mengukur pemahaman mahasiswa secara independen.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Analisis Masalah

Analisis masalah dilakukan untuk mengidentifikasi kebutuhan klasifikasi tingkat pemahaman mahasiswa pada mata kuliah pemrograman berdasarkan hasil evaluasi akademik. Data evaluasi yang mencakup kehadiran, nilai tugas, nilai praktikum, nilai Ujian Tengah Semester (UTS), dan nilai Ujian Akhir Semester (UAS) dapat digunakan untuk mengidentifikasi pola capaian akademik mahasiswa. Namun, data tersebut perlu dianalisis secara sistematis agar menghasilkan informasi yang lebih terstruktur dan mudah diinterpretasikan.

Pada penelitian ini, algoritma C4.5 digunakan untuk membangun model klasifikasi dalam bentuk pohon keputusan. Proses klasifikasi dilakukan melalui perhitungan Entropy, Information Gain, dan Gain Ratio untuk menentukan atribut yang paling sesuai dalam membagi data ke dalam kelas target. Hasil proses tersebut diharapkan menghasilkan aturan keputusan yang dapat menjelaskan pola klasifikasi tingkat pemahaman mahasiswa ke dalam kategori rendah, sedang, dan tinggi. Model yang terbentuk selanjutnya perlu dievaluasi untuk mengetahui kinerjanya dalam mengklasifikasikan data.

3.1.1 Dataset Penelitian

Dataset penelitian terdiri atas data evaluasi akademik yang digunakan sebagai dasar penerapan algoritma C4.5. Atribut yang digunakan meliputi persentase kehadiran, nilai tugas, nilai praktikum, nilai UTS, dan nilai UAS.

Jurnal Sains Dan Teknologi Informasi
Vol. 5, No. 4, September 2026, Hal 226-237
ISSN 2809-610X (Media Online)
DOI 10.47065/jussi.v5i4.11338
Website https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/jussi

Sementara itu, atribut target berupa tingkat pemahaman mahasiswa yang dikelompokkan menjadi tiga kategori, yaitu rendah, sedang, dan tinggi. Seluruh atribut tersebut digunakan untuk menggambarkan karakteristik capaian akademik yang menjadi dasar proses klasifikasi. Apabila penelitian menggunakan dataset simulasi sebanyak 250 data mahasiswa, distribusi kelas target dapat disajikan sebagaimana Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Distribusi Kelas Target pada Dataset Simulasi

No	Kategori Pemahaman	Jumlah Data	Persentase
1	Rendah	39	15,6%
2	Sedang	131	52,4%
3	Tinggi	80	32%
Total		250	100%

Berdasarkan Tabel 1, kategori sedang memiliki jumlah data terbanyak, yaitu 131 data atau 52,4% dari keseluruhan dataset. Selanjutnya, kategori tinggi terdiri atas 80 data atau 32%, sedangkan kategori rendah berjumlah 39 data atau 15,6%. Distribusi tersebut menunjukkan bahwa data simulasi memiliki jumlah sampel yang berbeda pada setiap kategori. Perbedaan distribusi ini perlu diperhatikan ketika mengevaluasi model agar kinerja klasifikasi pada setiap kelas dapat diketahui secara lebih menyeluruh. Adapun untuk data keseluruhan dapat dilihat tabel 2 berikut:

Tabel 2. Dataset Penelitian

Mahasiswa	Kehadiran Persen	Nilai Tugas	Nilai Praktikum	Nilai UTS	Nilai UAS	Kategori Pemahaman
MHS001	97	87	77	100	86	Tinggi
MHS002	83	89	87	80	80	Tinggi
MHS003	89	80	53	63	58	Rendah
MHS004	81	71	91	73	77	Sedang
MHS005	81	66	90	98	42	Sedang
MHS006	91	72	71	92	52	Sedang
MHS007	88	58	50	72	70	Sedang
MHS008	93	64	92	85	79	Tinggi
MHS009	83	90	84	83	97	Tinggi
...	...	...	...	...	...	...
MHS250	69	72	65	100	70	Sedang

Tabel 2. Dataset tersebut terdiri atas sejumlah atribut evaluasi akademik, meliputi persentase kehadiran, nilai tugas, nilai praktikum, nilai Ujian Tengah Semester (UTS), dan nilai Ujian Akhir Semester (UAS), serta atribut target berupa tingkat pemahaman mahasiswa. Atribut target dikelompokkan ke dalam tiga kategori, yaitu rendah, sedang, dan tinggi. Setiap atribut digunakan sebagai dasar analisis untuk mengidentifikasi pola klasifikasi melalui pembentukan pohon keputusan menggunakan algoritma C4.5. Sebelum proses klasifikasi dilakukan, dataset diperiksa untuk memastikan konsistensi data dan kesesuaian atribut dengan tujuan penelitian. Selanjutnya data tersebut dilakukan proses pengelompokan atau pengkategorian dengan ketentuan pada tabel 3 berikut:

Tabel 3. Aturan Kategori

Atribut	Kategori	Aturan
Kehadiran	Rendah	< 75%
Kehadiran	Sedang	75%–<90%
Kehadiran	Tinggi	>= 90%
Nilai Tugas/Praktikum/UTS/UAS	Rendah	< 60
Nilai Tugas/Praktikum/UTS/UAS	Sedang	60–<80
Nilai Tugas/Praktikum/UTS/UAS	Tinggi	>= 80

Tabel 3. Kategorisasi dilakukan untuk mengelompokkan atribut evaluasi akademik ke dalam kategori tertentu berdasarkan rentang nilai yang telah ditetapkan. Atribut persentase kehadiran dikelompokkan menjadi kategori rendah, sedang, dan tinggi, sedangkan nilai tugas, praktikum, UTS, dan UAS dikategorikan berdasarkan rentang nilai akademik. Selain itu, tingkat pemahaman mahasiswa sebagai kelas target dibagi menjadi kategori rendah, sedang, dan tinggi berdasarkan kriteria yang telah ditentukan. Penetapan aturan kategori ini bertujuan untuk menjaga konsistensi pengolahan data dan mempermudah interpretasi hasil klasifikasi menggunakan algoritma C4.5. Adapun hasil pengelompokan dapat dilihat pada tabel 4 berikut:

Tabel 4. Data Hasil Pengelompokan

Jurnal Sains Dan Teknologi Informasi
Vol. 5, No. 4, September 2026, Hal 226-237
ISSN 2809-610X (Media Online)
DOI 10.47065/jussi.v5i4.11338
Website https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/jussi

Mahasiswa	Kehadiran	Tugas	Praktikum	UTS	UAS	Tingkat Pemahaman
MHS001	Tinggi	Tinggi	Sedang	Tinggi	Tinggi	Tinggi
MHS002	Sedang	Tinggi	Tinggi	Tinggi	Tinggi	Tinggi
MHS003	Sedang	Tinggi	Rendah	Sedang	Rendah	Rendah
MHS004	Sedang	Sedang	Tinggi	Sedang	Sedang	Sedang
MHS005	Sedang	Sedang	Tinggi	Tinggi	Rendah	Sedang
MHS006	Tinggi	Sedang	Sedang	Tinggi	Rendah	Sedang
MHS007	Sedang	Rendah	Rendah	Sedang	Sedang	Sedang
MHS008	Tinggi	Sedang	Tinggi	Tinggi	Sedang	Tinggi
MHS009	Sedang	Tinggi	Tinggi	Tinggi	Tinggi	Tinggi
...	...	...	...	...	...	...
MHS250	Rendah	Sedang	Sedang	Tinggi	Sedang	Sedang

Data hasil pengelompokan berdasarkan aturan kategorisasi yang telah ditetapkan disajikan pada Tabel 4. Pada tahap ini, setiap atribut evaluasi akademik, yang meliputi kehadiran, nilai tugas, nilai praktikum, UTS, dan UAS, telah dikonversi ke dalam kategori yang sesuai dengan rentang nilainya. Proses pengelompokan ini bertujuan untuk menyamakan format data dan mempermudah analisis karakteristik setiap data mahasiswa. Hasil pengelompokan selanjutnya digunakan sebagai masukan dalam penerapan algoritma C4.5 untuk menghitung nilai Entropy, Information Gain, dan Gain Ratio, serta membentuk pohon keputusan yang digunakan untuk mengklasifikasikan tingkat pemahaman mahasiswa ke dalam kategori rendah, sedang, dan tinggi.

3.1.2 Analisis Penerapan Algoritma C4.5

Penerapan algoritma C4.5 dilakukan melalui beberapa tahapan, yaitu pembagian dataset, pembentukan model klasifikasi, pembentukan pohon keputusan, dan evaluasi kinerja model. Dataset yang telah melalui proses pengelompokan digunakan sebagai masukan untuk membangun model klasifikasi tingkat pemahaman mahasiswa pada mata kuliah pemrograman. Atribut prediktor yang digunakan meliputi kehadiran, nilai tugas, nilai praktikum, nilai UTS, dan nilai UAS, sedangkan atribut target terdiri atas tiga kelas, yaitu rendah, sedang, dan tinggi.

Sebelum proses pemodelan dilakukan, dataset dibagi menjadi data training dan data testing dengan proporsi 80:20. Data training digunakan untuk membangun model pohon keputusan menggunakan algoritma C4.5, sedangkan data testing digunakan untuk menguji kemampuan model dalam mengklasifikasikan data yang tidak digunakan selama proses pelatihan. Dengan jumlah dataset sebanyak 250 data, pembagian tersebut menghasilkan 200 data training dan 50 data testing. Data pembagian dataset dapat dilihat pada tabel 5 berikut:

Tabel 5. Pembagian Dataset

No	Jenis Data	Persentase	Jumlah Data
1	Data Training	80%	200
2	Data Testing	20%	50
Total		100%	250

Berdasarkan Tabel 5, sebagian besar dataset digunakan untuk proses pelatihan agar model memperoleh pola yang memadai dari data yang tersedia. Sementara itu, data testing digunakan untuk mengukur kemampuan klasifikasi model terhadap data yang belum digunakan dalam pembentukan pohon keputusan. Pembagian data sebaiknya mempertahankan proporsi kelas melalui teknik stratified split agar distribusi kategori rendah, sedang, dan tinggi pada kedua subset tetap representatif. Setelah dataset dibagi, algoritma C4.5 diterapkan pada data training melalui perhitungan Entropy, Information Gain, dan Gain Ratio. Perhitungan Entropy dilakukan untuk mengetahui tingkat ketidakpastian kelas pada himpunan data, sedangkan Information Gain digunakan untuk mengukur pengurangan ketidakpastian setelah data dipisahkan berdasarkan atribut tertentu. Selanjutnya, nilai Gain Ratio digunakan sebagai dasar pemilihan atribut yang paling sesuai untuk membentuk simpul pohon keputusan.

Proses pemilihan atribut dilakukan secara berulang pada setiap subset data hingga terbentuk pohon keputusan yang merepresentasikan pola klasifikasi. Setiap jalur dari simpul akar menuju simpul daun dapat diterjemahkan menjadi aturan keputusan untuk menentukan kategori tingkat pemahaman mahasiswa. Atribut yang menjadi akar pohon dan aturan klasifikasi akhirnya harus ditentukan berdasarkan hasil perhitungan aktual pada data training, bukan ditetapkan sebelumnya. Model pohon keputusan yang telah terbentuk selanjutnya diuji menggunakan 50 data testing. Hasil prediksi dibandingkan dengan kelas aktual untuk menyusun confusion matrix. Berdasarkan hasil perbandingan tersebut, kinerja model dievaluasi menggunakan metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score. Accuracy menunjukkan proporsi prediksi yang benar dari seluruh data uji, precision menunjukkan ketepatan prediksi pada setiap kelas, recall mengukur kemampuan model mengenali data yang benar-benar termasuk dalam suatu kelas, sedangkan F1-score menggambarkan keseimbangan antara precision dan recall. Berikut hasil nilai evaluasi model berdasarkan dataset simulasi 250 data mahasiswa, dengan

Jurnal Sains Dan Teknologi Informasi
Vol. 5, No. 4, September 2026, Hal 226-237
ISSN 2809-610X (Media Online)
DOI 10.47065/jussi.v5i4.11338
Website https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/jussi

pembagian 80% data training dan 20% data testing. Pengujian menggunakan 200 data latih dan 50 data uji, dengan pembagian berstrata (stratified split) dan random state 42. Hasil evaluasi model dapat dilihat pada tabel 6 berikut.

Tabel 6. Hasil Evaluasi Model C4.5

No	Metrik Evaluasi	Hasil
1	Accuracy	78%
2	Precision	75,83%
3	Recall	80,61%
4	F1-Score	77,50%

Berdasarkan Tabel 6, model memperoleh akurasi sebesar 78,00%, yang berarti 39 dari 50 data uji berhasil diklasifikasikan dengan benar. Nilai precision rata-rata sebesar 75,83%, recall rata-rata sebesar 80,61%, dan F1-score rata-rata sebesar 77,50%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model dapat mengidentifikasi pola pada ketiga kategori, meskipun masih terdapat kesalahan klasifikasi. Selanjut dapat dilihat untuk gambar confusion matrix. Hasil terhadap confusion matrix dapat dilihat pada gambar 2 berikut.



Gambar 2. Confusion Matriks

Berdasarkan Gambar 2, sebanyak 7 dari 8 data kelas rendah berhasil diklasifikasikan dengan benar, 19 dari 26 data kelas sedang diklasifikasikan dengan benar, dan 13 dari 16 data kelas tinggi diklasifikasikan dengan benar. Kesalahan terbanyak terjadi ketika data kelas sedang diprediksi sebagai kelas rendah, yaitu sebanyak 4 data.

3.2 Pembahasan

Pembahasan hasil klasifikasi dilakukan berdasarkan nilai evaluasi model algoritma C4.5 dan confusion matrix pada 50 data testing. Evaluasi ini bertujuan untuk mengetahui kemampuan model dalam mengklasifikasikan tingkat pemahaman mahasiswa ke dalam tiga kategori, yaitu rendah, sedang, dan tinggi. Berdasarkan hasil pengujian yang telah disajikan, model menghasilkan 39 prediksi benar dari total 50 data uji, sedangkan 11 data lainnya mengalami kesalahan klasifikasi. Hasik ringkasan evaluasi dapat dilihat pada tabel 7 berikut.

Tabel 7. Ringkasan Hasil Evaluasi Model C4.5

Metrik	Hasil
Jumlah Data Uji	50
Prediksi Benar	39
Prediksi Salah	11
Accuracy	78%
Precision	75,83%
Recall	80,61%
F1-Score	77,50%

Berdasarkan Tabel 7, model memperoleh accuracy sebesar 78,00%, yang menunjukkan bahwa 78% data uji berhasil diklasifikasikan dengan benar. Sementara itu, 22% data uji mengalami kesalahan klasifikasi. Nilai precision rata-rata sebesar 75,83% menunjukkan ketepatan prediksi antarkelas secara rata-rata, sedangkan recall rata-rata sebesar 80,61% menggambarkan kemampuan model dalam mengenali data dari kelas yang sebenarnya. Nilai F1-score rata-rata sebesar 77,50% menunjukkan keseimbangan antara precision dan recall. Namun, interpretasi metrik tersebut perlu memperhatikan distribusi data dan cara pembentukan label target

Jurnal Sains Dan Teknologi Informasi
Vol. 5, No. 4, September 2026, Hal 226-237
ISSN 2809-610X (Media Online)
DOI 10.47065/jussi.v5i4.11338
Website https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/jussi

Berdasarkan confusion matrix pada Gambar 2, kinerja model dapat dianalisis secara lebih terperinci untuk setiap kategori tingkat pemahaman mahasiswa. Perhitungan precision, recall, dan F1-score per kelas disajikan pada Tabel 8.

Tabel 8. Evaluasi Model Berdasarkan Kelas

Kelas	Data Aktual	Prediksi Benar	Precision	Recall	F1-Score
Rendah	8	7	63,64%	87,50%	73,68%
Sedang	26	19	82,61%	73,08%	77,55%
Tinggi	16	13	81,25%	81,25%	81,25%
Macro Average	50	39	75,83%	80,61%	77,50%

Berdasarkan Tabel 8, kategori rendah memperoleh recall tertinggi, yaitu 87,50%. Artinya, model berhasil mengenali 7 dari 8 data yang benar-benar termasuk kategori rendah. Namun, nilai precision kategori ini hanya 63,64% karena dari 11 data yang diprediksi sebagai kategori rendah, hanya 7 data yang benar, sedangkan 4 data lainnya sebenarnya termasuk kategori sedang. Hasil ini menunjukkan bahwa model cukup baik dalam menemukan mahasiswa pada kategori rendah, tetapi prediksi kategori tersebut masih menghasilkan sejumlah kesalahan.

Pada kategori sedang, model memperoleh precision sebesar 82,61%, recall sebesar 73,08%, dan F1-score sebesar 77,55%. Sebanyak 19 dari 26 data aktual kategori sedang berhasil diklasifikasikan dengan benar. Kesalahan klasifikasi terdiri atas 4 data yang diprediksi sebagai kategori rendah dan 3 data yang diprediksi sebagai kategori tinggi. Dengan demikian, kategori sedang memiliki jumlah kesalahan klasifikasi terbanyak, yaitu 7 data. Hal ini perlu menjadi perhatian karena kategori sedang merupakan kelas dengan jumlah data aktual terbesar pada data pengujian.

Sementara itu, kategori tinggi memperoleh precision, recall, dan F1-score masing-masing sebesar 81,25%. Dari 16 data aktual kategori tinggi, sebanyak 13 data berhasil diklasifikasikan dengan benar, sedangkan 3 data lainnya diprediksi sebagai kategori sedang. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model dapat mengenali sebagian besar data kategori tinggi, meskipun masih terdapat kasus ketika karakteristik data kategori tinggi menyerupai kategori sedang menurut aturan yang dipelajari model.

Secara keseluruhan, hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma C4.5 menghasilkan accuracy sebesar 78,00% pada 50 data uji. Nilai tersebut diperoleh dari 39 prediksi benar dibandingkan dengan 50 data yang diuji. Adapun 11 kesalahan klasifikasi menunjukkan bahwa model masih belum sepenuhnya mampu membedakan seluruh kategori tingkat pemahaman mahasiswa secara tepat.

Perbedaan nilai evaluasi pada setiap kelas juga menunjukkan bahwa kinerja model tidak cukup dinilai hanya berdasarkan akurasi keseluruhan. Kategori rendah memiliki recall tertinggi sebesar 87,50%, sedangkan kategori sedang memiliki recall terendah sebesar 73,08%. Dengan demikian, pengembangan model perlu memperhatikan kemampuan membedakan kategori sedang dari kategori rendah maupun tinggi.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penerapan algoritma C4.5, penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma pohon keputusan dapat digunakan untuk mengklasifikasikan tingkat pemahaman mahasiswa pada mata kuliah pemrograman berdasarkan atribut evaluasi akademik, yang meliputi kehadiran, nilai tugas, nilai praktikum, Ujian Tengah Semester (UTS), dan Ujian Akhir Semester (UAS). Dataset simulasi yang digunakan terdiri atas 250 data mahasiswa dengan distribusi kelas rendah sebanyak 39 data (15,6%), kelas sedang sebanyak 131 data (52,4%), dan kelas tinggi sebanyak 80 data (32%). Dataset tersebut dibagi menjadi 200 data training (80%) dan 50 data testing (20%) untuk proses pembentukan dan pengujian model klasifikasi. Berdasarkan hasil pengujian yang disajikan, model memperoleh nilai accuracy sebesar 78,00%, dengan 39 prediksi benar dan 11 prediksi salah dari total 50 data pengujian. Evaluasi berdasarkan kelas menunjukkan bahwa kategori rendah memperoleh precision sebesar 63,64%, recall sebesar 87,50%, dan F1-score sebesar 73,68%. Kategori sedang memperoleh precision sebesar 82,61%, recall sebesar 73,08%, dan F1-score sebesar 77,55%. Sementara itu, kategori tinggi menghasilkan precision, recall, dan F1-score masing-masing sebesar 81,25%. Secara keseluruhan, nilai macro average precision mencapai 75,83%, macro average recall sebesar 80,61%, dan macro average F1-score sebesar 77,50%. Hasil tersebut memperlihatkan bahwa model mampu menghasilkan klasifikasi pada ketiga kategori, tetapi masih terdapat kesalahan terutama pada kategori sedang, yaitu 7 dari 26 data aktual salah diklasifikasikan. Penelitian ini memiliki keterbatasan karena menggunakan dataset simulasi dan label yang dibentuk berdasarkan atribut evaluasi akademik. Oleh karena itu, hasil yang diperoleh belum dapat digeneralisasikan sebagai ukuran pemahaman mahasiswa sebenarnya. Penelitian selanjutnya perlu menggunakan data akademik aktual yang telah dianonimkan, definisi kelas yang tervalidasi, serta pengujian model yang dapat direproduksi untuk memperoleh kesimpulan empiris yang lebih kuat.

Jurnal Sains Dan Teknologi Informasi
Vol. 5, No. 4, September 2026, Hal 226-237
ISSN 2809-610X (Media Online)
DOI 10.47065/jussi.v5i4.11338
Website https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/jussi

REFERENCES

[1] M. B. Alfayyadh, S. Assegaff, and Fachruddin, "Perbandingan Algoritma C4.5 dan Naive Bayes Dalam Machine Learning Untuk Klasifikasi Performa Pelajar," J. Manaj. Teknol. dan Sist. Inf., vol. 5, no. 2, 2025, doi: 10.33998/jms.2025.5.2.2328.

[2] Y. E. Yuspita, R. Okra, and M. Rezeki, "Penerapan Algoritma Klasifikasi Untuk Prediksi Tingkat Kelulusan Mahasiswa Menggunakan Rapidminer," Djtechno J. Teknol. Inf., vol. 6, no. 1, pp. 376–388, 2025, doi: 10.46576/djtechno.v6i1.6169.

[3] S. Tamriesfatno, M. I. Mardin, L. O. M. A. AM, M. N. Fuad, and M. As'ad, "Penerapan Algoritma C4.5 dalam Memprediksi Minat Siswa SMKS Unggulan Wakatobi untuk Melanjutkan Pendidikan Tinggi," J. Publ. Ilmu Komput. dan Multimed., vol. 4, no. 1, pp. 11–18, 2025, doi: 10.55606/jupikom.v4i1.6776.

[4] N. A. Sivi, I. Mualim, R. Fatikhin, and D. N. Ariskha, "Prediksi Kelulusan Mahasiswa UNU Lampung Menggunakan Algoritma Decision Tree Berbasis Data Akademik Menggunakan Rapidminer," J. Penelit. Teknol. Inf. dan Sains, vol. 4, no. 1, pp. 29–40, 2026, doi: 10.54066/jptis.v3i1.3794.

[5] M. Yağcı, "Educational data mining: prediction of students' academic performance using machine learning algorithms," Smart Learn. Environ., vol. 9, no. 11, 2022, doi: https://doi.org/10.1186/s40561-022-00192-z.

[6] A. Astuti, D. Maryono, and F. Liantoni, "Prediction of PTIK students' study success in the first year using the C4.5 algorithm," J. Soft Comput. Explor., vol. 5, no. 1, 2024, doi: 10.52465/joscex.v5i1.237.

[7] K. A. Putri, D. Febriawan, and F. N. Hasan, "Implementation of data mining to predict student study period with decision tree algorithm (C4.5)," J. Sisfokom (Sistem Inf. dan Komputer), vol. 13, no. 1, pp. 31–39, 2024, [Online]. Available: https://jurnal.atmaluhur.ac.id/index.php/sisfokom/article/view/1943

[8] F. Aydın, "Educational data mining: Construction of a tree-based model to predict students' performance," Bartın Univ. J. Fac. Educ., vol. 14, no. 1, pp. 181–195, 2025, doi: 10.14686/buefad.1390209.

[9] N. P. Alfyandri, H. A. Musril, and S. Derta, "Implementation of the C4.5 algorithm to build a prediction model for student success in database courses," Knowbase Int. J. Knowl. Database, vol. 5, no. 2, pp. 132–144, 2025, doi: 10.30983/knowbase.v5i2.10083.

[10] M. Hermanto and S. Sutedi, "Sistem prediksi prestasi akademik mahasiswa Program Studi Pendidikan Agama Islam menggunakan C4.5," Dinamik, vol. 31, no. 1, pp. 95–103, 2026, doi: 10.35315/dinamik.v31i1.10323.

[11] N. A. Sivi, R. Hartono, and P. Hanafi, "Penerapan Algoritma C4.5 untuk Prediksi Kelulusan Mahasiswa," J. CoSciTech, vol. 4, no. 1, 2023, doi: 10.37859/coscitech.v4i1.4755.

[12] E. Purwanto, Kusrini, and Sudarmawan, "Prediksi Kelulusan Tepat Waktu Menggunakan Metode C4.5 dan K-NN," Techno, vol. 20, no. 2, pp. 107–114, 2019, doi: 10.30595/techno.v20i2.5160.

[13] A. Wahyudi, Kusrini, and F. W. Wibowo, "Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu Menggunakan Metode Decision Tree dan Naïve Bayes," J. Permata Indones., vol. 14, no. 2, pp. 132–138, 2023.

[14] A. Hudawi, K. Anam, and M. Rahman, "Penerapan Data Mining untuk Menemukan Pola Asosiasi Aktivitas Belajar dan Prestasi Santri Menggunakan Algoritma Apriori," TRILOGI J. Ilmu Teknol. Kesehatan, dan Hum., vol. 5, no. 4, 2024, doi: 10.33650/trilogi.v5i4.9919.

[15] M. C. Afandi, U. Indahyanti, H. Setiawan, and I. A. Kautsar, "Prediksi Kelulusan Mahasiswa Menggunakan Algoritma Machine Learning," Semantik, vol. 11, no. 2, 2025, doi: 10.55679/semantik.v11i2.154.

[16] M. Syahrizal, S. Aripin, D. P. Utomo, Mesran, Sarwandi, and N. A. Hasibuan, "The application of the K-NN imputation method for handling missing values in a dataset," AIP Conf. Proc., vol. 2048, no. 1, 2024.

[17] Mesran, M. Syahrizal, Sarwandi, S. Aripin, D. P. Utomo, and A. Karim, "A comparison of the performance of data mining classification algorithms on medical datasets with the application of data normalization," 2ND Int. Semin. Sci. Technol., vol. 3048, no. 1, 2024, doi: https://doi.org/10.1063/5.0207994.

[18] D. P. Utomo, S. Sarwandi, S. Aripin, M. Syahrizal, and P. Pristiwanto, "A Comparative Analysis of Data Normalization on Data," vol. 020046, 2024.

[19] R. M. Ubaidilah, "Prediksi Kelulusan Mahasiswa Berdasarkan Data Kunjung dan Peminjaman Buku menggunakan Rapid Miner dengan Metode C.45 dan Random Forest," Int. Res. Big-Data Comput. Technol. I-Robot, vol. 7, no. 2, 2024, doi: 10.53514/ir.v7i2.410.

[20] S. Maulana, A. Premana, and B. Irawan, "Optimasi Algoritma Decision Tree Dengan Seleksi Fitur Dalam Klasifikasi Prestasi Akademik Siswa Sekolah," JELIKU, vol. 13, no. 4, pp. 787–798, 2025, doi: 10.24843/JLK.2025.v13.i04.p06.

[21] M. A. F. Firmansyah, "Perbandingan Algoritma C 4.5 dan Naïve Bayes Dalam Memprediksi Kelulusan Mahasiswa," J. Syst. Inf. Technol. Electron. Eng., vol. 3, no. 1, pp. 20–26, 2024, doi: 10.31331/jsitee.v3i1.2703.

[22] S. A. H. Putri and Ekastini, "Analisis Komparasi Algoritma C4.5, Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor untuk Memprediksi Ketepatan Waktu Lulus Mahasiswa," J. Teknol. dan Ilmu Komput. Prima, vol. 7, no. 2, 2024, doi: 10.34012/jutikomp.v7i2.5575.

[23] D. Indahsari, I. Maulana, and A. Primajaya, "Klasifikasi Tingkat Pemahaman Mahasiswa mengenai Teori Kepribadian Gustav Jung Menggunakan Algoritma C4.5," JUSTINDO (Jurnal Sist. dan Teknol. Inf. Indones., vol. 7, no. 1, pp. 1–8, 2022, doi: 10.32528/justindo.v7i1.5465.

[24] T. Widiastuti, K. Karsa, and C. Juliane, "Evaluasi Tingkat Kepuasan Mahasiswa Terhadap Pelayanan Akademik Menggunakan Metode Klasifikasi Algoritma C4.5," Technomedia J., vol. 7, no. 3, pp. 364–380, 2022, doi: 10.33050/tmj.v7i3.1932.

Jurnal Sains Dan Teknologi Informasi
Vol. 5, No. 4, September 2026, Hal 226-237
ISSN 2809-610X (Media Online)
DOI 10.47065/jussi.v5i4.11338
Website https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/jussi

[25] M. Z. Ansyari and M. Yasin, "Pengaplikasian Algoritma C4.5 untuk Menganalisis Hubungan Kebiasaan Harian Siswa terhadap Prestasi Akademik," J. Tek. Inform. dan Teknol. Inf., vol. 5, no. 3, pp. 385–400, 2025, doi: 10.55606/jutiti.v5i3.6364.

[26] S. Widaningsih, "Penerapan Data Mining untuk Memprediksi Siswa Berprestasi dengan Menggunakan Algoritma K Nearest Neighbor," JATISI J. Tek. Inform. dan Sist. Inf., vol. 9, no. 3, pp. 2598–2611, 2022, doi: 10.35957/jatisi.v9i3.859.

[27] U. Halimatussa'diyah and A. Rohman, "Prediksi Prestasi Siswa Menggunakan Algoritma Decision Tree C4.5," J. Algoritm., 2026, doi: 10.33364/algoritma/v.23-1.3111.

[28] M. Solehuddin, W. A. Syafei, and R. Gernowo, "Metode Decision Tree untuk Meningkatkan Kualitas Rencana Pelaksanaan Pembelajaran dengan Algoritma C4.5," J. Penelit. dan Pengemb. Pendidik., vol. 6, no. 3, pp. 510–519, 2022, doi: 10.23887/jppp.v6i3.52840.

[29] R. Osviarni, S. Assegaff, and J. Jasmir, "Enhancement Of The C4.5 Decision Tree Algorithm With Anova For Predicting Academic Achievement Of Students At SMPN.16 Kota Jambi," J. Tek. Inform., vol. 7, no. 2, pp. 1116–1126, 2026, doi: 10.52436/1.jutif.2026.7.2.5431.

[30] A. Yulianto and F. Firmansyah, "Prediksi Hasil Belajar Peserta Didik Menggunakan Model Multiple Linier Regression," Remik, vol. 6, no. 4, pp. 654–663, 2022, doi: 10.33395/remik.v6i4.11763.