Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.460
Page 745-765

Penerapan Algoritma C4.5 untuk Prediksi Keberlanjutan dan Risiko Ketidaklayakan Beasiswa Berbasis Data Akademik Mahasiswa

Siti Chodijah[1*]✉, Ishak Husin[2]✉, Widiyawati[3]✉, Rina Fitriani[2]✉
[1]Sistem Informasi, Universitas Bani Saleh, Indonesia
[2]Komputerisasi Akuntansi, Universitas Bani Saleh, Indonesia
[3]Manajemen Informatika, Universitas Bani Saleh, Indonesia

Abstrak

Peninjauan kelanjutan beasiswa di perguruan tinggi umumnya baru dilakukan setelah satu semester berakhir, sehingga penerima yang terancam kehilangan bantuan terlambat teridentifikasi. Penelitian ini bertujuan membangun model klasifikasi berbasis algoritma C4.5 untuk memprediksi kelayakan penerima beasiswa pada semester berikutnya serta menilai ketepatan model dalam mengenali mahasiswa berisiko. Data yang digunakan adalah 64 Kartu Hasil Studi (KHS) anonim periode Ganjil 2022 hingga Genap 2025 yang, setelah semester bernilai belum lengkap dikeluarkan, menghasilkan 208 pasangan semester (t → t+1). Atribut pada semester t mencakup indeks prestasi kumulatif (IPK), indeks prestasi semester (IPS), SKS lulus, mata kuliah tidak lulus, dan tren IPS, sedangkan target pada semester t+1 dibagi menjadi Layak dan Tidak Layak dengan ambang sementara IPK ≥ 3,00 dan SKS lulus ≥ 18. Pemilihan atribut memakai *entropy*, *information gain*, dan *gain ratio*, dan kinerja diuji dengan validasi silang lima lipatan yang dikelompokkan per mahasiswa. IPK menjadi simpul akar (*gain* 0,1229; *gain ratio* 0,1178) dengan tiga aturan akhir: IPK Kurang berarti Tidak Layak, sedangkan IPK Cukup dan Tinggi berarti Layak. Akurasi validasi silang 94,0% hanya 1,7 poin di atas basis yang menebak semua mahasiswa Layak; pada kelas Tidak Layak, presisi 69,8%, *recall* 38,8%, dan F1 49,8%. Interval kepercayaan 95% *bootstrap* berbasis mahasiswa sangat lebar (*recall* 0,0%–61,9%), pohon setara aturan persistensi IPK(t) < 3,00, dan *recall* turun menjadi 21,8% tanpa satu mahasiswa. Model ini sesuai sebagai penyaring awal yang dilengkapi pertimbangan pengelola beasiswa, dan perlu diuji ulang dengan syarat kelayakan resmi serta data yang lebih besar.
Kata Kunci: *data mining*; C4.5; keberlanjutan beasiswa; prediksi akademik; pohon keputusan

Abstract

Scholarship continuation is usually reviewed only after a semester ends, so recipients who are about to lose their aid are identified too late. This study builds a C4.5 classification model to predict recipients' eligibility in the following semester and to assess how reliably the model recognises at-risk students. The data are 64 anonymised student transcripts (KHS) covering the 2022 odd to 2025 even semesters; after semesters with incomplete grades were excluded, 208 semester pairs (t → t+1) remained. Attributes at semester t include cumulative GPA (IPK), semester GPA (IPS), earned credits, failed courses, and IPS trend, while the target at semester t+1 is Eligible or Ineligible under provisional thresholds of IPK ≥ 3.00 and earned credits ≥ 18. Attributes were selected using entropy, information gain, and gain ratio, and performance was tested with five-fold cross-validation grouped by student. IPK became the root node (gain 0.1229; gain ratio 0.1178), yielding three final rules: Low IPK is Ineligible, whereas Fair and High IPK are Eligible. Cross-validated accuracy of 94.0% is only 1.7 points above a baseline that labels every student Eligible; for the Ineligible class, precision is 69.8%, recall 38.8%, and F1 49.8%. The 95% student-level *bootstrap* interval is very wide (*recall* 0,0%–61,9%), the tree equals a persistence rule on IPK(t) < 3.00, and *recall* falls to 21,8% without one student. The model is suitable for initial screening complemented by administrators' judgement, and should be retested with official eligibility criteria and larger data.
Keywords: data mining; C4.5; scholarship continuation; academic prediction; decision tree

***Corresponding Author:**
Siti Chodijah, Universitas Bani Saleh, Indonesia
Email: sitichodijah@ubs.ac.id

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.460
Page 745-765

1. PENDAHULUAN

Beasiswa berperan meringankan beban biaya mahasiswa selama menempuh studi, sehingga pengelolaannya menuntut evaluasi yang konsisten, baik ketika memilih penerima maupun ketika memutuskan apakah bantuan layak diteruskan. Untuk keputusan keberlanjutan, pengelola harus menimbang banyak atribut mahasiswa sekaligus, dan pengolahan data dapat membuat penilaian tersebut lebih terstruktur [1]. Seiring bertambahnya data di perguruan tinggi yang tidak lagi sebatas keperluan administrasi, teknik *data mining* banyak dimanfaatkan untuk memprediksi capaian akademik mahasiswa [2]. Kajian terhadap penelitian *Educational Data Mining* periode 2015–2021 mendapati bahwa data akademik dan demografis paling sering digunakan, dengan klasifikasi dan pohon keputusan sebagai teknik yang lazim dipilih [3].

Dalam praktik, peninjauan keberlanjutan beasiswa dilakukan setelah hasil studi satu semester diumumkan. Akibatnya, mahasiswa yang berisiko kehilangan beasiswa baru diketahui ketika kesempatan untuk mendampingi mereka sudah lewat. Di sisi lain, penelitian prediksi berbasis data akademik masih terkendala oleh generalisasi yang terbatas dan ketidakseimbangan kelas [4]. Pada kasus beasiswa, mahasiswa yang tidak lagi memenuhi syarat umumnya jauh lebih sedikit daripada yang memenuhi, sehingga akurasi yang tinggi dapat menutupi kegagalan model mengenali kelompok yang justru perlu diperhatikan.

C4.5 merupakan algoritma pohon keputusan yang menentukan atribut pemisah melalui ukuran *entropy*, *information gain*, dan *gain ratio* [5]. Keluarannya berupa kaidah "jika–maka" yang dapat dipahami pengelola tanpa latar belakang statistik. Dalam konteks beasiswa, algoritma ini pernah dipakai untuk menyeleksi penerima di madrasah ibtidaiyah [6] dan perguruan tinggi [7], [8], serta digabungkan dengan *K-Means* dan *KNN* untuk peserta KIP Kuliah [9]. Algoritma *K-Nearest Neighbors* (KNN) muncul sebagai pembanding C4.5 pada seleksi beasiswa STMIK Bani Saleh [8] dan sebagai model prediksi kelayakan penerima KIP-K [10]. Penerapan lain di luar beasiswa mencakup prediksi kelulusan [11], [12] dan putus studi [13] dengan C4.5 atau pohon keputusan, serta sistem peringatan dini kelulusan tepat waktu berbasis *Random Forest* [14].

Sebagian besar studi tersebut berfokus pada penyaringan calon penerima pada tahap seleksi awal atau pada prediksi kelulusan, bukan pada keberlanjutan beasiswa bagi mahasiswa yang sudah menerimanya. Penelitian sebelumnya oleh penulis [8] membandingkan C4.5 dan KNN pada data pendaftar tahun 2019 di institusi yang sama, sehingga orientasinya tetap seleksi awal. Selain itu, penelitian-penelitian pada Tabel 1 umumnya melaporkan akurasi, padahal pada data yang timpang akurasi saja menyesatkan, dan penyeimbangan data seperti SMOTE terbukti tidak otomatis memperbaiki prediksi [15]. Kesenjangan inilah yang melatarbelakangi penelitian ini: belum jelas seberapa andal data akademik satu semester dapat meramalkan kelayakan penerima beasiswa pada semester berikutnya, terutama bagi kelas minoritas yang paling penting, yaitu mahasiswa berisiko.

Penelitian ini mengajukan pendekatan prediktif dengan jeda waktu: ciri mahasiswa diambil dari semester t, sementara label kelayakan diambil dari semester t+1, sehingga model sungguh-sungguh meramal dan tidak sekadar menyalin aturan kelayakan. Evaluasi C4.5 dilakukan lewat validasi silang yang menjaga seluruh baris seorang mahasiswa tetap dalam satu lipatan, diukur terhadap basis yang selalu menebak kelas mayoritas, dan dilengkapi uji sensitivitas ambang label serta telaah kesalahan prediksi. Sejauh sumber yang ditelaah, sudut pandang ini berbeda dari studi-studi tersebut, tetapi klaim kebaruan baru dapat diajukan setelah penelusuran pustaka yang lebih luas. Kebaruan penelitian ini bersifat moderat: ia terletak pada konteks (keberlanjutan beasiswa pada penerima yang sudah ada) dan protokol evaluasinya, bukan pada algoritma baru. Kontribusi ilmiahnya ada tiga. Pertama, keberlanjutan beasiswa dirumuskan sebagai prediksi berjeda waktu t → t+1 dengan atribut dan label dari semester berbeda. Kedua, disajikan protokol evaluasi untuk data kecil yang menggabungkan validasi silang berkelompok, metrik kelas minoritas, interval kepercayaan *bootstrap* berbasis mahasiswa, validasi temporal, dan pembanding persistensi. Ketiga, ditunjukkan bahwa pohon C4.5 pada data ini setara dengan aturan persistensi IPK sehingga nilai tambahnya terletak pada kaidah yang transparan, bukan pada ketepatan prediksi yang lebih tinggi.

Penelitian ini dirancang untuk (1) membangun model C4.5 yang memprediksi keberlanjutan dan risiko ketidaklayakan beasiswa, (2) menemukan atribut dengan daya informasi terbesar, (3) menguji

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.460
Page 745-765

model memakai metrik yang peka terhadap ketimpangan kelas dan ketergantungan antarbaris, serta (4) membandingkannya dengan algoritma lain pada data yang sama, (5) menguji stabilitas dan generalisasi hasil, serta (6) menelaah kesesuaian kaidah pohon dengan penyebab ketidaklayakan dan keterkaitan struktural antara atribut dan label. Secara praktis, hasilnya memberi gambaran sejauh mana model dapat membantu pengelola menyaring mahasiswa berisiko; secara metodologis, penelitian ini mencontohkan evaluasi yang terbuka terhadap kelemahan pada kelas minoritas. Implikasi penerapannya, yaitu pemisahan mahasiswa yang perlu didampingi segera dan yang cukup dipantau, dibahas pada Subbab 4.13 dan 4.15. Model diperlakukan sebagai alat bantu analisis dan bukan pengganti keputusan pengelola. Urutan artikel: tinjauan pustaka pada Bagian 2, metode pada Bagian 3, hasil dan pembahasan pada Bagian 4, serta kesimpulan dan saran pada Bagian 5.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Klasifikasi dan Algoritma C4.5

Dalam *data mining*, klasifikasi berarti memasukkan suatu data ke salah satu kelas yang sudah ditetapkan dengan bertumpu pada pola dari data latih. Penelitian ini menggunakan dua kelas, Layak dan Tidak Layak, karena putusan akhir pada keberlanjutan beasiswa memang berupa ya atau tidak.

Pohon keputusan pada C4.5 dibentuk secara rekursif [5]. Setiap simpul mula-mula diukur ketidakmurniannya lewat *entropy* himpunan kasus S (Persamaan (1)). Tiap atribut A kemudian dinilai dengan *information gain*, yakni besar *entropy* yang berkurang ketika S dibagi menurut nilai-nilai A (Persamaan (2)). Karena *gain* cenderung menguntungkan atribut yang bernilai banyak, nilainya dinormalkan dengan *split information* (Persamaan (3)) menjadi *gain ratio* (Persamaan (4)).

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

$$\text{Gain}(S, A) = \text{Entropy}(S) - \sum_{v \in A} \frac{|S_v|}{|S|} \text{Entropy}(S_v) \tag{2}$$

$$\text{SplitInfo}(S, A) = -\sum_{v \in A} \frac{|S_v|}{|S|} \log_2 \frac{|S_v|}{|S|} \tag{3}$$

$$\text{GainRatio}(S, A) = \frac{\text{Gain}(S,A)}{\text{SplitInfo}(S,A)} \tag{4}$$

Keterangan simbol: p_i menyatakan proporsi kelas ke-i pada S, k banyaknya kelas, dan S_v himpunan kasus dengan nilai v untuk atribut A. Atribut yang dipilih ialah yang *gain ratio*-nya terbesar, tetapi hanya dari kandidat dengan *gain* tidak kurang dari rata-rata *gain* semua kandidat; ketentuan ini menghindarkan pemilihan atribut yang *gain ratio*-nya besar sekadar karena *split information*-nya mendekati nol. Pembentukan cabang berhenti ketika kasus dalam simpul sekelas, atribut sudah habis, atau simpul terlalu kecil, dan pemangkasan (*pruning*) menyatukan cabang yang tidak meningkatkan ketepatan agar pohon tidak ikut menghafal derau. Program C4.5 asli memangkas pohon setelah terbentuk dengan perkiraan kesalahan pesimistis, sedangkan penelitian ini memakai pemangkasan awal melalui batas jumlah kasus dan kedalaman (Subbab 3.4).

2.2. Metrik Evaluasi dan Validasi Silang Berkelompok

Kelas Tidak Layak (TL) diperlakukan sebagai kelas positif. Empat besaran dasar, yaitu positif benar (TP), positif salah (FP), negatif benar (TN), dan negatif salah (FN), menjadi bahan hitung metrik pada Persamaan (5) sampai (8).

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \tag{5}$$

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP+FP} \tag{6}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \tag{7}$$

$$F1 = \frac{2 \times \text{Presisi} \times \text{Recall}}{\text{Presisi}+\text{Recall}} \tag{8}$$

Presisi mengukur ketepatan peringatan yang diberikan, sedangkan *recall* mengukur cakupan mahasiswa berisiko yang berhasil terjaring. Bila kelas sangat timpang, model yang gagal mengenali

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.460
Page 745-765

kelas minoritas tetap dapat berakurasi tinggi; oleh karena itu presisi, *recall*, dan F1 untuk kelas minoritas harus dilaporkan bersama akurasi [15]. Koefisien korelasi Matthews (MCC) = (TP×TN − FP×FN) / √((TP+FP)(TP+FN)(TN+FP)(TN+FN)) juga dilaporkan karena lebih informatif daripada F1 dan akurasi pada klasifikasi biner yang timpang [16].

Karena seorang mahasiswa menyumbang lebih dari satu baris, baris-baris tersebut saling bergantung. Apabila sebagian barisnya masuk data latih dan sebagian lain masuk data uji, model seakan "mengenal" mahasiswa itu sehingga akurasi tampak lebih baik daripada kenyataan. Validasi silang berkelompok menghindarinya dengan menjaga semua baris satu mahasiswa dalam satu lipatan. Pada sampel kecil, taksiran validasi silang memiliki galat baku yang besar sehingga angka tunggal perlu dilengkapi interval ketidakpastian [17].

2.3. Penelitian Terdahulu

Ringkasan penelitian terdahulu disajikan pada Tabel 1. Studi beasiswa umumnya bertumpu pada data pendaftar dan menekankan seleksi penerima, sementara studi kelulusan dan putus studi melaporkan akurasi sekitar 74%–80% bila kelas target relatif seimbang. Dua tinjauan sistematis [2], [3] menjadikan data akademik sebagai prediktor utama kinerja mahasiswa. Studi seleksi beasiswa di STMIK Bani Saleh [8] menempatkan penghasilan orang tua sebagai faktor terpenting, padahal atribut itu tidak tercantum pada KHS yang dipakai di sini. Temuan studi putus studi [13] bahwa jumlah SKS dan IPS semester pertama paling berpengaruh sejalan dengan pilihan atribut penelitian ini, dan studi lain menegaskan bahwa penyeimbangan data memakai SMOTE belum tentu memperbaiki prediksi [15].

Tabel 1. Ringkasan penelitian terdahulu

Ref.	Metode	Data	Hasil utama
[6]	C4.5	Data beasiswa MI Al-Ishlah Ciganitri	Akurasi 93,33%
[8]	C4.5 dan KNN	395 data pendaftar 2019; 194 setelah pembersihan	Akurasi C4.5 disebut sangat tinggi (tanpa angka); penghasilan orang tua menjadi faktor utama
[7]	C4.5	100 mahasiswa	9% diprediksi menerima beasiswa
[9]	*K-Means* + *KNN*	1.257 peserta KIP Kuliah	Tiga klaster (739, 290, 228 data); nilai k terbaik 155
[10]	KNN	Pendaftar KIP-K di perguruan tinggi	Akurasi 91,86%
[11]	C4.5 + *pruning*	Kelulusan mahasiswa Fasilkom	Akurasi 74%, pembagian data 80:20
[12]	C4.5	Mahasiswa angkatan 2021–2024	Akurasi 80%, validasi silang 10 lipatan
[13]	Pohon keputusan, regresi logistik	4.730 rekaman mahasiswa	Akurasi 76,56%; *recall* 82%; SKS dan IPS semester 1 paling dominan
[14]	*Random Forest*	1.558 mahasiswa angkatan 2018–2021	Akurasi 77,56%; F1 0,7764

Tabel 1 menunjukkan bahwa hampir seluruh penelitian beasiswa terdahulu berfokus pada seleksi penerima dan melaporkan akurasi sebagai ukuran utama. Hanya penelitian putus studi [13] yang melaporkan *recall*, dan tidak satu pun yang meneliti keberlanjutan beasiswa pada mahasiswa yang sudah menerimanya. Hal ini memperkuat alasan perlunya penelitian ini.

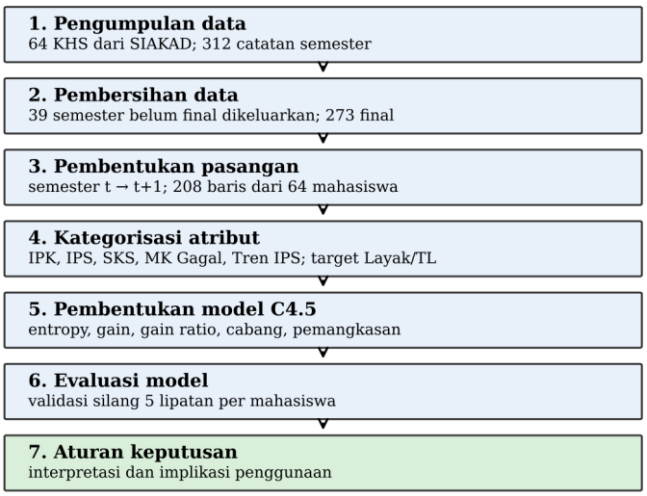
Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.460
Page 745-765

3. METODE PENELITIAN

3.1. Desain dan Tahapan Penelitian

Penelitian ini tergolong kuantitatif-terapan dan memakai teknik klasifikasi dalam *data mining*. Alurnya mengikuti tahapan penemuan pengetahuan dalam basis data: pengumpulan, pembersihan, transformasi, pemodelan, dan evaluasi (Gambar 1). *Entropy*, *gain*, dan *gain ratio* dihitung dengan skrip Python buatan sendiri yang kemudian diverifikasi pada *spreadsheet* tersendiri, sedangkan algoritma pembanding menggunakan pustaka *scikit-learn*.



Gambar 1. Tahapan penelitian

Gambar 1 memperlihatkan tujuh tahap penelitian, mulai dari pengumpulan 64 KHS hingga penafsiran aturan keputusan. Tahap pembersihan menyisihkan 39 semester yang nilainya belum final, dan tahap berikutnya membentuk pasangan semester t → t+1 sebagai baris data.

3.2. Sumber Data dan Pembersihan Data

Sumber data adalah 64 KHS kolektif dari sistem informasi akademik (SIAKAD) yang mencakup semester Ganjil 2022 hingga Genap 2025. Untuk menjaga kerahasiaan, identitas mahasiswa diganti dengan kode M001–M064. Para mahasiswa berasal dari Teknik Komputer (22 orang), Teknik Informatika (10), Komputerisasi Akuntansi (23), dan Sistem Informasi (9). Total 2.087 baris nilai mata kuliah diringkas menjadi 312 catatan semester; SKS dan IPS setiap semester dihitung kembali dari nilai mata kuliah, dan ke-312 catatan tersebut konsisten dengan angka pada KHS.

Terdapat 39 catatan semester yang masih memuat mata kuliah tanpa nilai (38 di antaranya semester Genap 2025, termasuk skripsi). Karena SIAKAD menghitung mata kuliah itu sebagai nol, IPS pada catatan tersebut tampak rendah secara semu. Catatan demikian diberi tanda "belum final" dan disisihkan, sehingga tersisa 273 catatan final. Dua semester final yang berurutan membentuk satu baris data; hasilnya 208 baris dari 64 mahasiswa (Tabel 2). Data presensi tidak dipakai sebab laporan yang ada hanya meliputi satu dosen, satu periode, dan 10 dari 64 mahasiswa, adapun status ekonomi dan prestasi nonakademik memang tidak tertera di KHS sehingga tidak menjadi atribut.

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.460
Page 745-765

Tabel 2. Alur pembentukan dataset

Tahap	Jumlah
Mahasiswa (KHS) terkumpul	64
Catatan semester	312
Baris nilai mata kuliah	2.087
Semester belum final (dikeluarkan)	39
Semester final	273
Pasangan semester t → t+1 (dataset)	208
Rata-rata baris per mahasiswa	3,25

Tabel 2 memperlihatkan bahwa 312 catatan semester menyusut menjadi 273 catatan final, dan dari catatan final tersebut terbentuk 208 pasangan semester, atau rata-rata 3,25 baris per mahasiswa. Rata-rata ini menegaskan bahwa baris data tidak saling bebas.

3.3. Atribut dan Kelas Target

Atribut berasal dari semester t, sedangkan kelas target diturunkan dari semester t+1; dengan demikian model benar-benar meramalkan, bukan menyalin syarat. Pengelompokan seluruh atribut tertera pada Tabel 3. Mahasiswa berlabel Layak apabila pada semester t+1 IPK-nya mencapai minimal 3,00 dan SKS lulusnya minimal 18. Batas tersebut bersifat sementara, ditetapkan oleh peneliti, dan harus diselaraskan dengan ketentuan resmi beasiswa sebelum hasilnya dijadikan dasar kebijakan. Dasar penetapan batas ialah sebagai berikut. Pedoman Pelaksanaan KIP Kuliah tidak mencantumkan batas IPK atau SKS yang bersifat numerik, melainkan merujuk pada surat pernyataan kinerja akademik yang disusun masing-masing perguruan tinggi [18]; karena itu batas yang sah hanya dapat bersumber dari ketentuan institusi pengelola. Batas IPK ≥ 3,00 dipilih peneliti sebagai tolok ukur capaian yang tegas, dan SKS lulus ≥ 18 dipilih karena SKS yang diambil mahasiswa pada data berkisar 18–24 (median 19), sehingga label mengukur apakah beban studi satu semester tuntas. Validasi terhadap ketentuan resmi dan keputusan keberlanjutan yang sebenarnya belum dapat dilakukan karena dokumen dan data tersebut belum tersedia bagi peneliti; sebagai gantinya, batas IPK dan SKS divariasikan untuk melihat apakah kesimpulan berubah. Dampak perubahan batas ditelaah pada Subbab 4.7.

Tabel 3. Atribut, kategori, dan dasar pengelompokan

Atribut	Kategori	Dasar pengelompokan
IPK	Tinggi / Cukup / Kurang	≥ 3,50 / 3,00–3,49 / < 3,00
IPS	Tinggi / Cukup / Kurang	≥ 3,50 / 3,00–3,49 / < 3,00
SKS	Memenuhi / Kurang	SKS lulus ≥ 18 / < 18
MK Gagal	Ada / Tidak ada	Ada atau tidak ada mata kuliah tidak lulus
Tren IPS	Naik / Tetap / Turun / Awal	Selisih IPS(t) − IPS(t−1) > 0,1 / dalam ±0,1 / < −0,1 / semester pertama
Target	Layak / Tidak Layak	Layak bila IPK(t+1) ≥ 3,00 dan SKS lulus(t+1) ≥ 18

Tabel 3 mengubah lima atribut numerik menjadi kategori sehingga cocok untuk perhitungan *entropy* dan *gain*. Tren IPS memiliki kategori Awal untuk semester pertama yang belum punya pembanding.

3.4. Prosedur Pemodelan dan Evaluasi

Pembentukan pohon memakai *gain ratio* sebagai kriteria, dengan kandidat dibatasi pada atribut yang *gain*-nya melebihi rata-rata (Persamaan (1)–(4)). Simpul yang berisi kurang dari 10 kasus tidak dibagi lagi, kedalaman pohon dibatasi lima tingkat, dan cabang yang tidak mengubah kelas prediksi digabungkan. Penilaian memakai validasi silang lima lipatan berstrata yang mengelompokkan data per mahasiswa; prosedur ini diulang sepuluh kali dengan pengacakan berbeda dan hasilnya dirata-ratakan. Kinerja pada keseluruhan data (resubstitusi) ditampilkan sebagai pembanding, begitu pula basis yang menebak semua baris sebagai Layak.

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.460
Page 745-765

Prosedur pembentukan pohon dirinci pada Algoritma 1. Implementasi ini merupakan versi C4.5 yang disederhanakan untuk atribut kategorikal. Kriteria *gain ratio* dengan syarat *gain* di atas rata-rata mengikuti Quinlan [5], tetapi pemangkasan dilakukan di awal (pra-pemangkasan) melalui batas minimum 10 kasus per simpul dan kedalaman maksimum lima tingkat, bukan pemangkasan setelah pohon terbentuk berdasarkan kesalahan pesimistis seperti pada program C4.5 asli. Penggabungan cabang hanya menyederhanakan bentuk pohon dan tidak mengubah prediksi.

Algoritma 1. Pembentukan pohon C4.5 dengan pra-pemangkasan

BANGUN-POHON(D, Atribut, kedalaman)

1 jika semua kasus di D sekelas, atau Atribut kosong, atau |D| < 10, atau kedalaman = 5, maka kembalikan daun berkelas mayoritas D
2 untuk setiap atribut a pada Atribut: hitung *Gain*(D, a) dan SplitInfo(D, a) menurut (2) dan (3)
3 g_rata ← rata-rata *Gain* seluruh atribut kandidat
4 Kandidat ← {a | *Gain*(D, a) ≥ g_rata dan *Gain*(D, a) > 0}; jika kosong, kembalikan daun berkelas mayoritas D
5 a* ← atribut pada Kandidat dengan GainRatio(D, a) terbesar menurut (4)
6 untuk setiap nilai v dari a*: D_v ← kasus di D dengan a* = v; anak_v ← BANGUN-POHON(D_v, Atribut \ {a*}, kedalaman + 1)
7 jika semua anak berupa daun berkelas sama, gantikan simpul dengan satu daun (penyederhanaan; prediksi tidak berubah)
8 kembalikan simpul a* beserta anak-anaknya

PREDIKSI: telusuri pohon menurut nilai atribut baris; bila nilai tidak ada pada pohon, pakai kelas mayoritas simpul tersebut.

Batas 10 kasus setara sekitar 5% dari 208 baris dan lebih kecil daripada jumlah kasus Tidak Layak (16), sehingga simpul yang masih dapat dibagi tetap memuat contoh kelas minoritas. Kedalaman lima sama dengan jumlah atribut sehingga pembatasan efektif terutama berasal dari jumlah kasus. Kepekaan terhadap kedua parameter diuji pada Tabel 23: hasil validasi silang identik untuk batas 5–30 kasus pada kedalaman 2–5, dan hanya batas 2 kasus yang sedikit menurunkan F1. Pemilihan 10 kasus dan lima tingkat tidak memengaruhi hasil.

Untuk menilai stabilitas, ditambahkan lima pengujian: (1) sebaran mahasiswa dan kasus Tidak Layak pada setiap lipatan; (2) interval kepercayaan 95% dengan *bootstrap* berbasis mahasiswa (2.000 resampel) [17]; (3) validasi tinggal-satu-mahasiswa serta pengecualian mahasiswa M061; (4) validasi temporal dan lintas program studi; dan (5) pembanding persistensi serta ablasi atribut untuk menelaah keterkaitan struktural. Selain presisi, *recall*, dan F1, dilaporkan MCC [16]. Model terbaik ditentukan dengan kriteria yang ditetapkan sebelumnya pada Subbab 4.14.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Gambaran Data

Dataset berisi 208 baris dengan 192 baris Layak (92,3%) dan 16 baris Tidak Layak (7,7%), sehingga kelasnya sangat timpang. Pada semester t, IPK rata-rata 3,56 (simpangan baku 0,26; rentang 2,56–3,92) dan SKS lulus rata-rata 18,64. Tabel 4 memperlihatkan bahwa kasus Tidak Layak menumpuk pada Teknik Komputer (8 kasus) dan Teknik Informatika (7 kasus), sementara Komputerisasi Akuntansi nihil. Berdasarkan periode (Tabel 5), 7 dari 16 kasus jatuh pada semester Genap 2025. Penyebab perbedaan tersebut tidak dapat ditentukan dari data yang ada, karena itu program studi dan periode tidak dimasukkan sebagai atribut.

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.460
Page 745-765

Tabel 4. Sebaran kelas menurut program studi

Program studi	Mhs	Baris	Tidak Layak	% TL
Teknik Komputer	22	64	8	12,5
Teknik Informatika	10	56	7	12,5
Komputerisasi Akuntansi	23	46	0	0,0
Sistem Informasi	9	42	1	2,4
Total	64	208	16	7,7

Pada Tabel 4, Mhs adalah jumlah mahasiswa dan TL adalah Tidak Layak. Proporsi Tidak Layak sama-sama 12,5% pada Teknik Komputer dan Teknik Informatika, jauh di atas Sistem Informasi (2,4%) dan Komputerisasi Akuntansi (0,0%).

Tabel 5. Sebaran kelas menurut periode semester t+1

Periode t+1	Baris	Tidak Layak	% TL
Genap 2022	9	2	22,2
Ganjil 2023	9	2	22,2
Genap 2023	19	2	10,5
Ganjil 2024	19	1	5,3
Genap 2024	63	1	1,6
Ganjil 2025	63	1	1,6
Genap 2025	26	7	26,9

Tabel 5 memperlihatkan bahwa persentase Tidak Layak tertinggi muncul pada Genap 2025 (26,9%), yang juga memuat tujuh dari enam belas kasus, sedangkan Genap 2024 dan Ganjil 2025 hanya 1,6%. Perbedaan jumlah baris antarperiode cukup besar sehingga persentase pada periode awal kurang stabil.

4.2. Sebaran Kelas Menurut Atribut

Semakin rendah IPK, semakin besar bagian yang Tidak Layak: 2,1% pada IPK Tinggi, 12,3% pada IPK Cukup, dan 85,7% pada IPK Kurang (Tabel 6, Gambar 2). IPS Kurang, SKS Kurang, dan keberadaan mata kuliah tidak lulus juga beriringan dengan risiko 50%–56%, namun tiap kategori hanya terdiri dari 6–9 baris sehingga hasilnya rapuh. Pada data ini SKS dan MK Gagal menghasilkan pemisahan yang sama persis (enam baris yang sama), jadi keduanya membawa informasi yang sama. Tren IPS tidak berpola tegas, sebab bagian Tidak Layak pada tren Turun (11,4%) hanya sedikit melampaui tren Naik (8,3%).

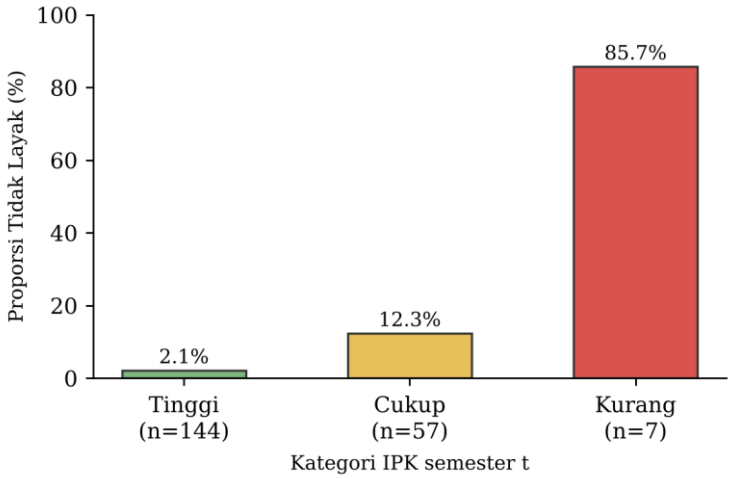
Tabel 6. *Sebaran kelas target menurut atribut*

Atribut = nilai	n	Layak	Tidak Layak	% TL
IPK = Tinggi	144	141	3	2,1
IPK = Cukup	57	50	7	12,3
IPK = Kurang	7	1	6	85,7
IPS = Tinggi	138	134	4	2,9
IPS = Cukup	61	54	7	11,5
IPS = Kurang	9	4	5	55,6
SKS = Memenuhi	202	189	13	6,4
SKS = Kurang	6	3	3	50,0
MK Gagal = Tidak ada	202	189	13	6,4
MK Gagal = Ada	6	3	3	50,0
Tren = Awal	63	61	2	3,2
Tren = Naik	60	55	5	8,3
Tren = Tetap	41	37	4	9,8
Tren = Turun	44	39	5	11,4
Total	208	192	16	7,7

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.460
Page 745-765

Pada Tabel 6, n adalah jumlah baris. Kenaikan % TL yang paling konsisten dan berbasis jumlah baris besar hanya terlihat pada IPK, sedangkan kategori atribut lain yang berisiko tinggi memiliki n sangat kecil.



Gambar 2. Proporsi Tidak Layak menurut kategori IPK

Gambar 2 merangkum Tabel 6 untuk atribut IPK. Batang yang menjulang pada kategori IPK Kurang menunjukkan bahwa hampir seluruh mahasiswa dengan IPK di bawah 3,00 tidak memenuhi syarat pada semester berikutnya, sedangkan kategori IPK Tinggi hampir tidak berisiko.

4.3. Perhitungan Simpul Akar

Langkah awal adalah menghitung *entropy* seluruh dataset. Untuk 192 Layak dan 16 Tidak Layak, *entropy* $S = -(192/208)\log_2(192/208) - (16/208)\log_2(16/208) = 0{,}3912$ bit. *Entropy* masing-masing kategori IPK tersaji pada Tabel 7.

Tabel 7. *Entropy* menurut kategori IPK

Kategori IPK	n	Layak	Tidak Layak	*Entropy*
Tinggi	144	141	3	0,1461
Cukup	57	50	7	0,5374
Kurang	7	1	6	0,5917
Total (S)	208	192	16	0,3912

Tabel 7 memperlihatkan bahwa kategori IPK Tinggi paling murni (*entropy* 0,1461), sedangkan IPK Cukup dan IPK Kurang lebih bercampur.

Memakai Persamaan (2), *gain* atribut IPK diperoleh dari selisih 0,3912 dengan jumlah berbobot *entropy* ketiga kategori, yaitu (144/208)(0,1461) + (57/208)(0,5374) + (7/208)(0,5917) = 0,2683, sehingga Gain(S, IPK) = 0,1229. Dengan *split information* 1,0437, *gain ratio* IPK menjadi 0,1178. Hitungan serupa untuk atribut lainnya dirangkum pada Tabel 8.

Tabel 8. Perhitungan simpul akar (rata-rata *gain* = 0,0524)

Atribut	*Gain*	*Split Info*	*Gain Ratio*	*Gain* ≥ rata-rata
IPK	0,1229	1,0437	0,1178	Ya
IPS	0,0720	1,1077	0,0650	Ya
SKS	0,0278	0,1886	0,1476	Tidak
MK Gagal	0,0278	0,1886	0,1476	Tidak
Tren IPS	0,0114	1,9752	0,0058	Tidak

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.460
Page 745-765

Kelima atribut memiliki rata-rata *gain* 0,0524, dan hanya IPK (0,1229) serta IPS (0,0720) yang berada di atasnya. Di antara dua atribut itu, IPK unggul dalam *gain ratio* (0,1178 dibanding 0,0650) sehingga ditetapkan sebagai simpul akar. SKS dan MK Gagal sebenarnya menunjukkan *gain ratio* lebih besar (0,1476), tetapi angka itu menggelembung karena *split information* yang sangat kecil (0,1886) akibat pembagian yang timpang, 202 lawan 6 baris, sementara *gain*-nya hanya 0,0278. Itulah sebabnya syarat *gain* di atas rata-rata diberlakukan; tanpa syarat tersebut SKS akan menjadi akar hanya karena enam baris.

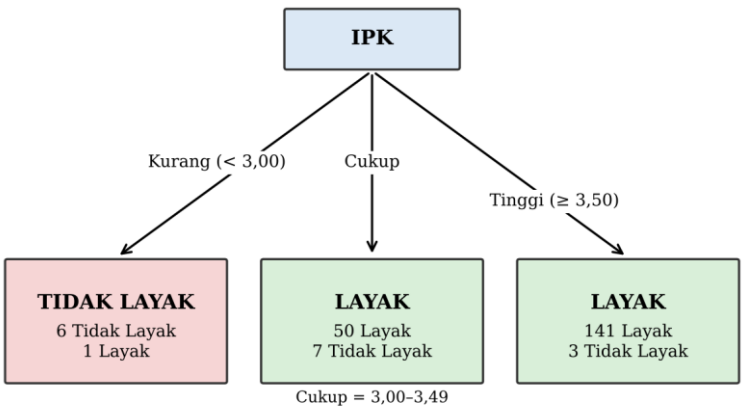
4.4. Pembentukan Cabang, Pohon, dan Aturan Keputusan

Cabang IPK Kurang (7 baris, 6 di antaranya Tidak Layak) nyaris murni dan langsung dijadikan daun Tidak Layak. Pada cabang IPK Cukup (57 baris; *entropy* 0,5374) maupun IPK Tinggi (144 baris; *entropy* 0,1461), Tren IPS menghasilkan *gain* terbesar (Tabel 9), tetapi nilainya kecil. Pada IPK Cukup, hanya tren Tetap (4 baris, 2 Layak dan 2 Tidak Layak) yang bercampur seimbang. Pemisahan berikutnya melibatkan simpul-simpul kecil dan hampir tidak mengubah kelas prediksi, sehingga cabang-cabang itu dipangkas.

Tabel 9. *Gain* pada cabang IPK Cukup dan IPK Tinggi

Cabang	Atribut	*Gain*	*Split Info*	*Gain Ratio*
IPK Cukup	Tren IPS	0,0631	1,8171	0,0347
IPK Cukup	SKS / MK Gagal (identik)	0,0102	0,2975	0,0344
IPK Cukup	IPS	0,0097	0,6434	0,0151
IPK Tinggi	Tren IPS	0,0355	1,9341	0,0183
IPK Tinggi	IPS	0,0020	0,3373	0,0058
IPK Tinggi	SKS / MK Gagal (satu nilai)	0,0000	0,0000	–

Tabel 9 menunjukkan bahwa seluruh *gain* pada kedua cabang sangat kecil dibandingkan *gain* IPK pada simpul akar (0,1229). Atribut SKS / MK Gagal pada cabang IPK Tinggi hanya memiliki satu nilai sehingga tidak dapat memecah data.



Gambar 3. Pohon keputusan C4.5 hasil pemangkasan

Pohon pada Gambar 3 menghasilkan tiga kaidah: (R1) IPK Kurang → Tidak Layak; (R2) IPK Cukup → Layak; (R3) IPK Tinggi → Layak. Artinya, mahasiswa ber-IPK di bawah 3,00 pada semester t diprediksi tidak layak pada semester t+1. Kaidah R2 paling berisiko karena cabangnya memuat 7 dari 16 kasus Tidak Layak, sedangkan R3 memuat 3 kasus. Tanpa pemangkasan, pohon bercabang lagi pada Tren IPS dan IPS hingga kedalaman tiga, namun hampir semua daunnya tetap Layak.

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.460
Page 745-765

4.5. Evaluasi Model

Pada seluruh data latih, 6 dari 16 mahasiswa Tidak Layak terdeteksi dengan benar dan hanya ada satu peringatan palsu (Tabel 10). Presisi kelas Tidak Layak 85,7%, sedangkan *recall* hanya 37,5% sebab 10 dari 16 kasus lolos dari deteksi.

Tabel 10. Matriks konfusi pada data latih penuh

Aktual \ Prediksi	Layak	Tidak Layak	Jumlah
Layak	191	1	192
Tidak Layak	10	6	16
Jumlah	201	7	208

Tabel 10 memperlihatkan bahwa kesalahan model hampir seluruhnya berupa kasus Tidak Layak yang terlewat (10 kasus), bukan peringatan palsu (1 kasus).

Hasil validasi silang berkelompok (Tabel 11) memberi akurasi rata-rata 94,0%, yang hanya 1,7 poin lebih tinggi daripada basis yang menebak semua baris Layak (92,3%). Presisi menurun menjadi 69,8%, dengan *recall* 38,8% dan F1 49,8%. Versi pohon tanpa pemangkasan (simpul baru berhenti dibagi bila berisi kurang dari dua kasus) tidak lebih unggul, dengan F1 validasi silang 48,2%. Interval kepercayaan 95% dengan *bootstrap* berbasis mahasiswa sangat lebar: akurasi 91,0%–97,0%, presisi 0,0%–100,0%, *recall* 0,0%–61,9%, dan F1 0,0%–68,4% (Subbab 4.9).

Tabel 11. Kinerja model (kelas Tidak Layak = TL)

Evaluasi	Akurasi	Presisi TL	*Recall* TL	F1 TL
Data latih penuh	94,7%	85,7%	37,5%	52,2%
Validasi silang*	94,0%	69,8%	38,8%	49,8%
Basis: semua Layak	92,3%	—	0,0%	0,0%

Tanda * pada Tabel 11 menunjukkan rata-rata 10 kali validasi silang 5 lipatan berstrata yang dikelompokkan per mahasiswa. Akurasi tinggi pada model tidak berarti keberhasilan, karena basis tanpa kemampuan prediksi pun sudah mencapai 92,3%.

Sebagai pelengkap, IPK semester t yang diperlakukan sebagai skor kontinu (makin rendah makin berisiko) menghasilkan luas di bawah kurva ROC (AUC) 0,84, dan IPS semester t menghasilkan 0,83. Dengan kata lain, IPK cukup andal untuk mengurutkan mahasiswa menurut tingkat risiko, meskipun tiga kategori pada pohon terlalu kasar untuk menentukan ambang peringatan.

4.6. Perbandingan dengan Algoritma Lain

Guna memeriksa apakah C4.5 tertinggal, tujuh konfigurasi lain dijalankan pada data dan skema validasi yang sama (Tabel 12, Gambar 4). CART berkriteria *entropy* hampir menyamai C4.5 (F1 49,4% lawan 49,8%), sedangkan *Random Forest*, *Naive Bayes*, dan KNN tidak lebih baik; KNN hanya menjaring 9,4% kasus Tidak Layak. Pembobotan kelas secara seimbang menaikkan *recall*, sampai 80,6% pada *Random Forest*, namun presisi merosot ke 25,3% (kira-kira tiga peringatan palsu per satu peringatan benar) dan akurasi turun menjadi 80,2%. Jadi tidak ada model yang unggul di semua metrik; pemilihannya bergantung pada pertimbangan antara kerugian peringatan palsu dan kerugian melewatkan mahasiswa berisiko. Penentuan model terbaik dengan kriteria yang dinyatakan secara eksplisit disajikan pada Subbab 4.14.

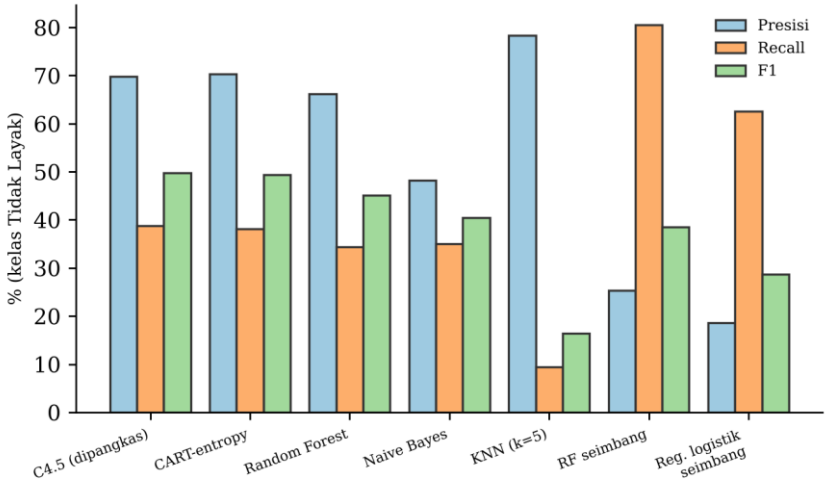
Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.460
Page 745-765

Tabel 12. Perbandingan algoritma (validasi silang, %)

Model	Akurasi	Presisi TL	*Recall* TL	F1 TL
C4.5 (dipangkas)	94,0	69,8	38,8	49,8
CART-*entropy* (min. *split* 10)	94,0	70,3	38,1	49,4
Random Forest (200 pohon)	93,6	66,2	34,4	45,1
Naive Bayes kategorikal	92,1	48,2	35,0	40,5
KNN (k = 5)	92,7	78,3	9,4	16,4
Random Forest, bobot kelas seimbang	80,2	25,3	80,6	38,5
Decision tree, bobot seimbang (kedalaman 3)	77,1	20,9	70,6	32,2
Regresi logistik, bobot seimbang	76,1	18,6	62,5	28,7
Basis: semua Layak	92,3	—	0,0	0,0

Nilai pada Tabel 12 adalah rata-rata 10 kali validasi silang 5 lipatan yang dikelompokkan per mahasiswa. Model tanpa pembobotan memiliki akurasi tinggi tetapi *recall* rendah, sedangkan model berbobot menukar akurasi dan presisi dengan *recall*.



Gambar 4. Presisi, *recall*, dan F1 kelas Tidak Layak menurut model

Gambar 4 memperlihatkan pola tukar-menukar antara presisi dan *recall* pada tiap model. Model yang berada tinggi pada satu ukuran cenderung rendah pada ukuran lainnya, sehingga tidak ada model yang jelas terbaik.

4.7. Analisis Sensitivitas Ambang Label

Karena batas IPK semester t+1 pada label hanya bersifat sementara, batas itu divariasikan dari 2,75 sampai 3,50 dengan SKS lulus tetap 18 (Tabel 13). Kasus Tidak Layak bertambah dari 13 menjadi 66, tetapi IPK tetap menjadi simpul akar untuk semua batas, dengan *gain* meningkat dari 0,0700 ke 0,4313.

Tabel 13. Sensitivitas simpul akar terhadap ambang IPK(t+1)

Ambang IPK(t+1)	Tidak Layak	% TL	Simpul akar	*Gain* IPK
≥ 2,75	13	6,3	IPK	0,0700
≥ 3,00 (dasar)	16	7,7	IPK	0,1229
≥ 3,25	33	15,9	IPK	0,2633
≥ 3,50	66	31,7	IPK	0,4313

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.460
Page 745-765

Temuan pada Tabel 13 menunjukkan bahwa kedudukan IPK sebagai atribut paling informatif tidak bergantung pada satu batas tertentu, meskipun kaidah pohon dan kinerja klasifikasinya ikut berubah mengikuti batas yang dipilih. Pengujian serupa pada batas SKS lulus (IPK tetap 3,00) memberi hasil yang sejalan: pada batas 12 dan 15 SKS terdapat 10 dan 11 kasus Tidak Layak dan IPK tetap menjadi simpul akar (gain 0,1578 dan 0,1611). Pada batas 20 SKS, 196 dari 208 baris berlabel Tidak Layak sehingga label tidak lagi bermakna dan akar bergeser ke IPS. Pada kombinasi batas IPK 2,75; 3,00; dan 3,25 dengan SKS 15 dan 18, IPK tetap menjadi simpul akar pada keenam kombinasi. Dengan demikian kesimpulan tentang atribut paling informatif tahan terhadap pilihan batas, tetapi kebenaran batas itu sendiri tetap perlu dikonfirmasi dengan ketentuan resmi (Subbab 3.3).

4.8. Analisis Kesalahan

Enam belas kasus Tidak Layak bersumber dari 11 mahasiswa; satu di antaranya (M061) menyumbang 5 kasus atau 31,3%. Empat dari enam kasus yang terdeteksi benar pun berasal dari mahasiswa yang sama, sehingga *recall* model sangat bergantung pada satu orang dan dapat berubah tajam bila ia tidak ada dalam data. Menurut Tabel 14, 13 dari 16 kasus melibatkan SKS lulus semester t+1 di bawah 18, dan hanya tiga kasus yang murni disebabkan IPK. Sembilan dari 10 kasus yang lolos deteksi gagal karena SKS lulus.

Tabel 14. Penyebab status Tidak Layak pada semester t+1

Penyebab	Kasus	Persen
Hanya IPK(t+1) < 3,00	3	18,8
Hanya SKS lulus(t+1) < 18	6	37,5
IPK dan SKS keduanya di bawah ambang	7	43,8
Total	16	100,0

Tabel 14 menggambarkan kelemahan model: IPK semester t mampu memperkirakan IPK semester berikutnya, tetapi kurang menjelaskan banyaknya SKS yang akan lulus, padahal SKS ditentukan oleh beban studi dan nilai semester berjalan. Rata-rata atribut semester t pada masing-masing kelas target disajikan pada Tabel 15. Kesesuaian antara kaidah pohon dan penyebab ketidaklayakan dibahas lebih rinci pada Subbab 4.12.

Tabel 15. Rata-rata atribut semester t menurut kelas target

Rata-rata semester t	Layak	Tidak Layak
IPK	3,60	3,16
IPS	3,60	3,12
SKS lulus	18,73	17,56

Tabel 15 memperlihatkan selisih rata-rata IPK dan IPS yang cukup jelas antara kelas Layak dan Tidak Layak (sekitar 0,4–0,5 poin), sedangkan selisih SKS lulus relatif kecil (sekitar 1 SKS).

4.9. Distribusi Lipatan dan Stabilitas Hasil

Dataset hanya memuat 64 mahasiswa dan 16 kasus Tidak Layak dari 11 mahasiswa, sehingga hasil validasi silang harus dibaca bersama sebaran dan ragamnya. Tabel 16 memperlihatkan isi tiap lipatan pada salah satu dari sepuluh ulangan. Setiap lipatan memuat 40–43 baris dari 12–13 mahasiswa, tetapi hanya 2–5 kasus Tidak Layak dari 1–3 mahasiswa. Pada lipatan 5, kelima kasus Tidak Layak berasal dari satu mahasiswa sehingga *recall* lipatan itu mencapai 80,0%, sedangkan lipatan 2 dan 3 memiliki *recall* 0,0%. Pada seluruh 50 lipatan (10 ulangan × 5 lipatan), jumlah kasus Tidak Layak per lipatan

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.460
Page 745-765

berkisar 2–5 dan *recall* per lipatan rata-rata 30,8% dengan simpangan baku 29,9 poin (rentang 0,0%–80,0%).

Tabel 16. Sebaran mahasiswa dan kasus Tidak Layak pada setiap lipatan (ulangan ke-1)

Lipatan	Baris	Mhs	Kasus TL	Mhs TL	TP	FP	*Recall* TL (%)
1	43	13	4	3	1	1	25,0
2	42	13	2	2	0	0	0,0
3	40	12	2	2	0	1	0,0
4	41	13	3	3	1	0	33,3
5	42	13	5	1	4	1	80,0
Total	**208**	**64**	**16**	**11**	**6**	**3**	**37,5**

Pada Tabel 16, Mhs adalah jumlah mahasiswa, TL adalah Tidak Layak, TP positif benar, dan FP positif salah. Variasi antarulangan pengacakan kecil karena pohon hampir selalu sama: simpangan baku F1 hanya 2,3 poin (rentang 48,0%–53,8%). Variasi akibat komposisi mahasiswa jauh lebih besar, sebagaimana tampak pada interval kepercayaan *bootstrap* berbasis mahasiswa di Tabel 17. Lebarnya interval sesuai dengan peringatan bahwa galat taksiran pada sampel kecil besar [17]; angka *recall* 38,8% karenanya tidak boleh dibaca sebagai taksiran yang presisi.

Tabel 17. Stabilitas metrik C4.5 pada kelas Tidak Layak

Ukuran	Rata-rata 10 ulangan	SD (poin)	Rentang ulangan	Interval 95% *bootstrap*
Akurasi (%)	94,0	0,3	93,8–94,2	91,0–97,0
Presisi TL (%)	69,8	3,8	66,7–75,0	0,0–100,0
Recall TL (%)	38,8	2,6	37,5–43,8	0,0–61,9
F1 TL (%)	49,8	2,3	48,0–53,8	0,0–68,4
MCC	0,492	0,024	0,471–0,525	-0,014–0,662

Dua pengujian tambahan memperkuat kesimpulan ini. Pada validasi tinggal-satu-mahasiswa (64 lipatan), akurasi 93,8%, presisi 66,7%, *recall* 37,5%, dan F1 48,0%, hampir sama dengan validasi silang lima lipatan. Namun ketika mahasiswa M061, yang menyumbang 5 dari 16 kasus, dikeluarkan dari data (202 baris, 11 kasus Tidak Layak), akurasi validasi silang menjadi 95,0% terhadap basis 94,6%, *recall* turun menjadi 21,8%, dan F1 menjadi 31,8%. Keunggulan akurasi atas basis menyusut menjadi 0,4 poin, sehingga hasil model sangat dipengaruhi oleh satu individu.

4.10. Validasi Temporal dan Lintas Program Studi

Data dari angkatan atau periode lain di luar 64 KHS belum tersedia, sehingga kemampuan generalisasi diuji dengan dua cara yang memakai data yang ada: validasi temporal, yaitu model dilatih pada periode lebih awal dan diuji pada periode yang lebih baru, dan validasi lintas program studi, yaitu model dilatih pada tiga program studi dan diuji pada program studi keempat (Tabel 18).

Tabel 18. Validasi temporal dan lintas program studi

Skenario	Latih (TL)	Uji (TL)	Akurasi (basis)	Presisi	*Recall*	F1
Latih ≤ Ganjil 2025, uji Genap 2025	182 (9)	26 (7)	80,8 (73,1)	100,0	28,6	44,4
Latih ≤ Genap 2024, uji Ganjil–Genap 2025	119 (8)	89 (8)	92,1 (91,0)	66,7	25,0	36,4
Uji pada Teknik Komputer	144 (8)	64 (8)	90,6 (87,5)	100,0	25,0	40,0
Uji pada Teknik Informatika	152 (9)	56 (7)	91,1 (87,5)	66,7	57,1	61,5
Uji pada Komputerisasi Akuntansi	162 (16)	46 (0)	100,0 (100,0)	–	–	–
Uji pada Sistem Informasi	166 (15)	42 (1)	95,2 (97,6)	0,0	0,0	0,0

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.460
Page 745-765

Pada Tabel 18, angka dalam kurung pada kolom akurasi adalah akurasi basis yang menebak semua baris Layak, dan tanda "–" menunjukkan metrik tak terdefinisi karena tidak ada kasus Tidak Layak. Pada uji temporal terakhir (Genap 2025, 7 kasus Tidak Layak), model mencapai akurasi 80,8% terhadap basis 73,1% dengan presisi 100,0% tetapi *recall* hanya 28,6%; pada pembagian yang lebih awal, *recall* 25,0%. Pada uji lintas program studi, *recall* berkisar 25,0% (Teknik Komputer) hingga 57,1% (Teknik Informatika). Pada Komputerisasi Akuntansi tidak ada kasus Tidak Layak dan model tidak menghasilkan peringatan palsu, sedangkan pada Sistem Informasi model melewatkan satu-satunya kasus dan memberi satu peringatan palsu. Pola *recall* rendah (25%–57%) bertahan pada data yang lebih baru dan pada program studi lain, tetapi karena jumlah kasus per skenario hanya 7–8, hasil ini bersifat indikatif dan tidak dapat menggantikan pengujian pada angkatan lain.

4.11. Keterkaitan Struktural antara Atribut dan Label

Label ditentukan oleh IPK dan SKS lulus semester t+1, sedangkan atribut mencakup IPK dan SKS lulus semester t, sehingga model dapat saja hanya menangkap kesinambungan nilai antarsemester dan bukan pola risiko. Kesinambungan itu memang kuat untuk IPK: korelasi Pearson IPK(t) dengan IPK(t+1) sebesar 0,91 (Spearman 0,92; $R^2 = 0,83$), sedangkan untuk SKS lulus hanya 0,36. Karena IPK bersifat kumulatif, IPK semester berikutnya sebagian besar ditentukan oleh IPK semester sebelumnya. Untuk menguji seberapa jauh model melampaui kesinambungan ini, Tabel 19 membandingkannya dengan aturan persistensi tanpa pelatihan dan dengan model yang tidak memakai IPK dan SKS.

Tabel 19. Pembanding persistensi dan ablasi atribut (kelas Tidak Layak)

Model atau aturan	Akurasi	Presisi	*Recall*	F1	MCC
Semua baris Layak (basis)	92,3	0,0	0,0	0,0	0,000
Persistensi IPK: IPK(t) < 3,00 → TL	94,7	85,7	37,5	52,2	0,546
Persistensi syarat: IPK(t) < 3,00 atau SKS lulus(t) < 18 → TL	93,3	60,0	37,5	46,2	0,441
C4.5 dipangkas (validasi silang)	94,0	69,8	38,8	49,8	0,492
C4.5 tanpa IPK dan SKS (validasi silang)	90,4	15,5	6,2	8,9	0,055

Pada Tabel 19, aturan persistensi tidak memerlukan pelatihan sehingga nilainya sama pada seluruh data dan pada validasi silang. Aturan IPK(t) < 3,00 memberi hasil yang identik dengan pohon C4.5 (presisi 85,7%, *recall* 37,5%), artinya pohon hanya mereproduksi kesinambungan IPK. Persistensi syarat penuh tidak lebih baik (presisi 60,0%). Ketika IPK dan SKS dikeluarkan, C4.5 runtuh ke F1 8,9% (*recall* 6,2%), sehingga IPS, mata kuliah tidak lulus, dan tren IPS tidak membawa informasi risiko yang berdiri sendiri. Dari 16 kasus Tidak Layak, 10 berstatus Layak menurut syarat pada semester t dan karenanya tidak dapat ditangkap oleh aturan persistensi mana pun; sebaliknya, dari 10 baris yang sudah memenuhi syarat Tidak Layak pada semester t, 4 pulih menjadi Layak pada semester t+1. Kesimpulannya, model tidak mempelajari pola risiko di luar kesinambungan IPK; nilai tambah C4.5 pada data ini adalah kaidah yang transparan, bukan prediksi yang lebih tepat.

4.12. Kesesuaian Kaidah Pohon dengan Penyebab Ketidaklayakan

Kaidah R1–R3 hanya memakai IPK semester t, padahal ketidaklayakan pada semester t+1 dapat disebabkan oleh IPK, SKS lulus, atau keduanya (Tabel 20). Dari 16 kasus, 3 hanya karena IPK(t+1) < 3,00, 6 hanya karena SKS lulus(t+1) < 18, dan 7 karena keduanya. Kaidah R1 menjaring 2 dari 3 kasus

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.460
Page 745-765

"hanya IPK", 0 dari 6 kasus "hanya SKS", dan 4 dari 7 kasus "keduanya". Kaidah tersebut karenanya hanya sesuai dengan penyebab yang tercermin pada IPK.

Tabel 20. Penyebab ketidaklayakan pada semester t+1 menurut kaidah pohon

Penyebab pada semester t+1	Kasus	IPK(t) Kurang (R1: TL)	IPK(t) Cukup (R2: Layak)	IPK(t) Tinggi (R3: Layak)
Hanya IPK(t+1) < 3,00	3	2	1	0
Hanya SKS lulus(t+1) < 18	6	0	3	3
IPK dan SKS lulus keduanya	7	4	3	0
Total	**16**	**6**	**7**	**3**

Enam kasus "hanya SKS" berasal dari mahasiswa ber-IPK(t) 3,16–3,77, yaitu kategori Cukup dan Tinggi, sehingga mereka tidak mungkin terdeteksi oleh kaidah berbasis IPK. Ketidaksesuaian ini bukan kesalahan algoritma, melainkan penyebabnya pada atribut. SKS yang diambil mahasiswa pada semester t+1 selalu 18–24 (tidak ada yang di bawah 18), sehingga kekurangan SKS lulus tidak berasal dari beban rencana studi yang ringan, tetapi dari mata kuliah yang tidak lulus atau nilainya tertunda: pada kasus Tidak Layak, selisih SKS diambil dan SKS lulus rata-rata 5,3 SKS (0–19), sedangkan pada kasus Layak selisihnya nol. Faktor yang menyebabkan kegagalan mata kuliah pada semester berjalan, seperti presensi atau beban nonakademik, belum tersedia pada KHS. Kaidah R1 dengan demikian dapat dipakai untuk mengidentifikasi penurunan IPK, tetapi tidak untuk mengantisipasi kegagalan SKS.

4.13. Keterbatasan *Recall* dan Konsekuensi Kesalahan Prediksi

Recall 38,8% berarti dari 16 kasus Tidak Layak pada 208 pasangan semester, rata-rata hanya 6,2 yang terjaring (9,8 terlewat) disertai 2,7 peringatan palsu. Dalam skala 100 pasangan semester, sekitar 7,7 berisiko, model menjaring 3,0, melewatkan 4,7, dan memberi 1,3 peringatan palsu. Konsekuensinya tidak simetris: mahasiswa berisiko yang terlewat kehilangan kesempatan pendampingan dini dan dapat kehilangan beasiswa tanpa peringatan, sedangkan peringatan palsu hanya menimbulkan pendampingan yang sebenarnya tidak diperlukan. Karena biaya keterlewatan lebih besar, ambang peringatan yang lebih longgar layak dipertimbangkan.

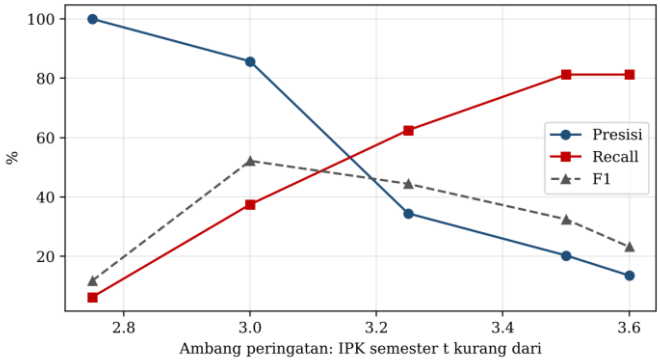
Tabel 21 dan Gambar 5 memperlihatkan pertukaran tersebut bila ambang peringatan pada IPK semester t dinaikkan dari 3,00. Pada ambang 3,25, *recall* naik menjadi 62,5% dengan 19 peringatan palsu dari 29 baris yang diberi peringatan, dan pada ambang 3,50 *recall* mencapai 81,2% dengan 51 peringatan palsu (sekitar satu peringatan benar untuk setiap lima peringatan). *Recall* tidak pernah melampaui 81,2% bahkan pada ambang 3,60 karena tiga kasus berasal dari mahasiswa ber-IPK(t) 3,60 atau lebih yang gagal pada SKS lulus (Tabel 20). Perhitungan ini dilakukan pada seluruh data dengan satu parameter dan karena itu bersifat penjajakan; ambang tersebut perlu divalidasi pada data baru sebelum dipakai.

Tabel 21. Ambang peringatan pada IPK semester t (seluruh data)

IPK(t) kurang dari	Baris diberi peringatan	TP	FP	Presisi (%)	*Recall* (%)	F1 (%)
2,75	1	1	0	100,0	6,2	11,8
3,00	7	6	1	85,7	37,5	52,2
3,25	29	10	19	34,5	62,5	44,4
3,50	64	13	51	20,3	81,2	32,5
3,60	96	13	83	13,5	81,2	23,2

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.460
Page 745-765



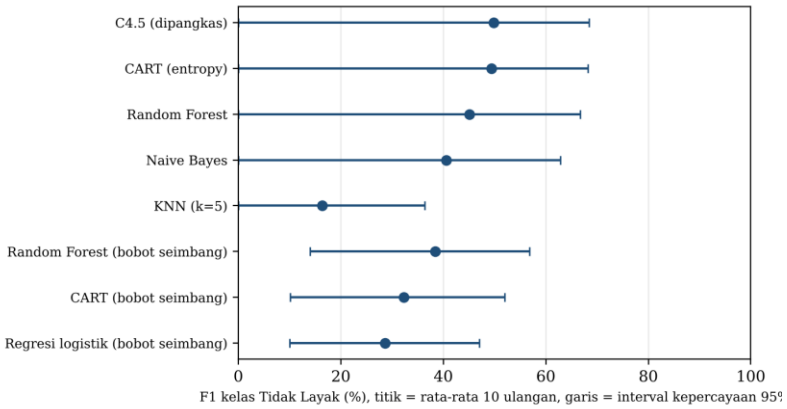
Gambar 5. Presisi, *recall*, dan F1 kelas Tidak Layak menurut ambang IPK semester t

4.14. Penentuan Model Terbaik

Model terbaik ditentukan dengan empat kriteria yang ditetapkan sebelum perbandingan: (1) F1 dan MCC kelas Tidak Layak, karena tidak terpengaruh ketimpangan kelas seperti akurasi; (2) stabilitas, yang diukur dengan simpangan baku antarulangan, interval *bootstrap* berbasis mahasiswa, dan selisih F1 terhadap C4.5 pada resampel yang sama; (3) *recall*, bila kebijakan menuntut keterlewatan yang minim; dan (4) keterbacaan model bagi pengelola. Hasilnya disajikan pada Tabel 22 dan Gambar 6.

Tabel 22. Perbandingan model berdasarkan kriteria penentuan model terbaik

Model	F1 TL % (SD)	MCC	*Recall* TL %	Interval 95% F1	ΔF1 terhadap C4.5 [95%]
C4.5 (dipangkas)	49,8 (2,3)	0,492	38,8	0,0–68,4	—
CART (*entropy*)	49,4 (1,9)	0,490	38,1	0,0–68,2	-0,6 [-10,8; 0,9]
Random Forest	45,1 (6,4)	0,447	34,4	0,0–66,7	-5,5 [-34,8; 0,0]
Naive Bayes	40,5 (3,0)	0,370	35,0	0,0–62,9	-8,9 [-35,7; 14,3]
KNN (k = 5)	16,4 (5,2)	0,248	9,4	0,0–36,4	-29,4 [-61,5; 2,8]
Random Forest (bobot seimbang)	38,5 (2,3)	0,376	80,6	13,9–56,8	-7,7 [-27,7; 19,4]
CART (bobot seimbang)	32,2 (1,5)	0,294	70,6	10,1–52,0	-13,6 [-33,8; 12,5]
Regresi logistik (bobot seimbang)	28,7 (1,3)	0,242	62,5	10,0–47,1	-16,6 [-35,7; 12,3]



Gambar 6. Rata-rata F1 kelas Tidak Layak dan interval kepercayaan 95% menurut model

Pada Tabel 22, C4.5 dan CART-*entropy* memiliki F1 dan MCC tertinggi dengan simpangan baku kecil, sedangkan *Random Forest* tanpa bobot memiliki variasi antarulangan terbesar (SD 6,4 poin).

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.460
Page 745-765

Namun interval ΔF1 seluruh pembanding mencakup nol atau menyentuhnya, sehingga tidak ada model yang terbukti secara statistik lebih baik atau lebih buruk daripada C4.5 pada sampel ini; pilihan didasarkan pada keterbacaan. Model terbaik ditetapkan C4.5 dipangkas, dengan CART-*entropy* sebagai padanan yang setara, karena F1 dan MCC tertinggi, stabil antarulangan, dan menghasilkan tiga kaidah yang mudah dijelaskan. Penetapan ini disertai dua catatan: keunggulannya atas pembanding tidak signifikan dan, menurut Tabel 19, setara dengan aturan persistensi IPK. Bila kebijakan memprioritaskan *recall*, *Random Forest* berbobot seimbang (*recall* 80,6%) menjadi pilihan dengan beban sekitar tiga peringatan palsu untuk setiap peringatan benar.

Tabel 23. Kepekaan F1 validasi silang C4.5 (%) terhadap parameter pra-pemangkasan

Batas minimum kasus per simpul	Kedalaman 2	Kedalaman 3	Kedalaman 5
2	49,8	49,6	48,2
5	49,8	49,8	49,8
10	49,8	49,8	49,8
20	49,8	49,8	49,8
30	49,8	49,8	49,8

Tabel 23 menunjukkan bahwa F1 identik (49,8%) pada seluruh kombinasi kecuali batas 2 kasus, yang menurunkannya menjadi 49,6% (kedalaman 3) dan 48,2% (kedalaman 5). Hasil model karenanya tidak bergantung pada pilihan parameter.

4.15. Pembahasan

Temuan utama penelitian ini adalah bahwa IPK merupakan penanda risiko yang paling informatif pada data yang diolah, selaras dengan tinjauan yang memosisikan data akademik sebagai prediktor utama kinerja mahasiswa [2], [3]. Kekuatan C4.5 ada pada keterbacaannya, sebab ketiga kaidah pada Gambar 3 dapat disampaikan kepada pengelola beasiswa tanpa alat statistik. Meski demikian, akurasi tinggi tidak patut dibaca sebagai keberhasilan: 92,3% baris memang berlabel Layak sehingga model hanya menambah 1,7 poin di atas tebakan sederhana, dan kemampuannya menjaring kasus berisiko masih di bawah 40%.

Ada beberapa penyebab. Pertama, kasus Tidak Layak hanya 16 sehingga pohon kekurangan contoh untuk mempelajari cabang IPK Cukup, padahal cabang itu memuat 7 dari 16 kasus. Kedua, label ditentukan oleh IPK dan SKS lulus semester berikutnya, sementara atribut yang ada hanyalah ringkasan semester sebelumnya; beban studi, cuti, atau nilai tertunda yang menggeser SKS lulus tidak tercatat. Ketiga, Tabel 12 memperlihatkan bahwa berganti algoritma nyaris tidak membantu dan pembobotan kelas hanya memindahkan titik kompromi presisi–*recall*, sejalan dengan laporan bahwa penyeimbangan data tidak otomatis memperbaiki prediksi [15]. Akurasi 74%–80% pada studi kelulusan [11], [12] bersumber dari kelas target yang lebih seimbang, sehingga tidak layak dibandingkan langsung dengan akurasi 94,0% pada penelitian ini.

Dari segi pemanfaatan, hasil ini mendukung peran model sebagai penyaring tahap awal. Mahasiswa ber-IPK di bawah 3,00 sebaiknya segera didampingi, sebab 85,7% dari mereka tidak memenuhi syarat pada semester berikutnya. Mahasiswa ber-IPK Cukup perlu dipantau karena risikonya 12,3% dan sulit dipilah hanya dengan atribut yang tersedia. Sistem peringatan dini yang sebenarnya membutuhkan tambahan atribut, misalnya SKS yang diambil pada semester berjalan, kehadiran, dan kondisi ekonomi.

Analisis tambahan mengubah penafsiran temuan utama. Pohon C4.5 setara dengan aturan persistensi IPK(t) < 3,00 (Tabel 19), tanpa IPK dan SKS model tidak berfungsi, dan interval kepercayaan *recall* membentang dari 0,0% hingga 61,9% (Tabel 17). Kekuatan penelitian ini karenanya terletak pada transparansi kaidah dan kejujuran evaluasi, bukan pada keunggulan prediktif. Kaidah pohon tidak sesuai dengan penyebab ketidaklayakan yang berasal dari kegagalan SKS (Tabel 20), dan kegagalan tersebut tidak dapat diantisipasi dari atribut KHS semester sebelumnya.

Implikasi penerapan bagi pengelola beasiswa bersifat praktis namun terbatas. Pertama, mahasiswa ber-IPK di bawah 3,00 perlu didampingi segera karena 85,7% di antaranya tidak memenuhi syarat pada semester berikutnya. Kedua, mahasiswa dengan IPK 3,00–3,25 layak dipantau dan diperiksa riwayat

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.460
Page 745-765

mata kuliah yang tidak lulus atau tertunda, karena ambang 3,25 menaikkan *recall* menjadi 62,5% dengan biaya 19 peringatan palsu (Tabel 21). Ketiga, kegagalan SKS pada mahasiswa ber-IPK tinggi hanya dapat dicegah dengan pemantauan selama semester berjalan, misalnya presensi dan nilai tengah semester, bukan dengan model berbasis KHS. Penerapan ini tetap memerlukan penegasan batas kelayakan resmi dan pengujian pada angkatan lain.

4.16. Keterbatasan

Keterbatasan penelitian ini ada enam. Pertama, label Layak/Tidak Layak adalah batas sementara yang disusun dari IPK dan SKS lulus semester berikutnya, bukan putusan resmi pengelola beasiswa; karena label dan atribut sama-sama berasal dari data akademik, keterkaitan IPK dengan target sebagian bersifat struktural dan tidak boleh ditafsirkan sebagai hubungan sebab-akibat. Kedua, baris data saling bergantung, dan satu mahasiswa menyumbang hampir sepertiga kasus Tidak Layak. Ketiga, presensi, status ekonomi, dan prestasi nonakademik tidak tersedia. Keempat, data hanya berasal dari satu institusi dan empat program studi, dan mahasiswa Komputerisasi Akuntansi tidak pernah berstatus Tidak Layak, sehingga generalisasi terbatas. Kelima, perbandingan algoritma dan pemilihan parameter memakai data yang sama tanpa kumpulan uji eksternal. Keenam, interval kepercayaan hasil sangat lebar (*recall* 0,0%–61,9%) dan *recall* turun menjadi 21,8% tanpa satu mahasiswa; validasi temporal dan lintas program studi hanya bersifat indikatif karena memuat 7–8 kasus per skenario, dan label belum divalidasi dengan ketentuan resmi maupun keputusan keberlanjutan yang sebenarnya.

5. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa C4.5 dapat dipakai untuk membangun model prediksi keberlanjutan beasiswa dari data KHS. Pada 208 pasangan semester milik 64 mahasiswa, IPK terpilih sebagai simpul akar (*gain* 0,1229; *gain ratio* 0,1178) dan tetap menjadi akar pada seluruh batas label yang dicoba. Pohon hasil pemangkasan menghasilkan tiga kaidah sederhana: IPK Kurang dinyatakan Tidak Layak, sedangkan IPK Cukup dan Tinggi dinyatakan Layak. Akurasi validasi silang berkelompok sebesar 94,0% hanya sedikit melampaui basis 92,3%, dan kelas Tidak Layak baru terjaring dengan *recall* 38,8% (presisi 69,8%; F1 49,8%). Algoritma pembanding tidak unggul secara menyeluruh, dan pembobotan kelas sekadar menukar presisi dengan *recall*. Analisis tambahan menunjukkan bahwa pohon ini setara dengan aturan persistensi IPK(t) < 3,00, bahwa interval kepercayaan 95% *recall* membentang dari 0,0% hingga 61,9%, dan bahwa *recall* turun menjadi 21,8% tanpa satu mahasiswa; dengan demikian kemampuan prediktifnya belum terbukti melampaui kesinambungan IPK. Kaidah pohon hanya sesuai dengan penyebab ketidaklayakan yang tercermin pada IPK, sedangkan kegagalan SKS tidak dapat diantisipasi dari atribut yang ada. Oleh sebab itu, model layak digunakan sebagai penyaring awal yang berdampingan dengan penilaian pengelola beasiswa, bukan sebagai pengambil keputusan.

Untuk penelitian berikutnya disarankan lima hal. Pertama, batas kelayakan sementara diganti dengan syarat resmi beasiswa dan status keberlanjutan aktual dari bagian kemahasiswaan, lalu seluruh perhitungan diulang. Kedua, cakupan mahasiswa dan kasus Tidak Layak diperluas lintas angkatan dan program studi, disertai atribut presensi, kondisi ekonomi yang terukur, prestasi nonakademik, dan SKS yang diambil pada semester berjalan. Ketiga, penanganan ketidakseimbangan kelas dan ambang keputusan berbasis biaya diuji pada data yang lebih besar menggunakan kumpulan uji yang terpisah dari data pemodelan. Keempat, ketentuan kelayakan resmi dan keputusan keberlanjutan yang sebenarnya diminta dari pengelola beasiswa untuk memvalidasi label. Kelima, atribut yang bukan turunan langsung dari nilai semester sebelumnya, seperti presensi, nilai tengah semester, dan riwayat mata kuliah tertunda, perlu ditambahkan agar prediksi dini benar-benar melampaui kesinambungan IPK.

PERNYATAAN KONTRIBUSI PENULIS (CRediT)

Siti Chodijah: Konseptualisasi, Metodologi, Validasi, Supervisi, Penulisan – draf awal, Penulisan – peninjauan dan penyuntingan. **Ishak Husin**: Kurasi data, Perangkat lunak, Analisis formal, Investigasi.

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.460
Page 745-765

Widiyawati: Validasi, Investigasi, Penulisan – peninjauan dan penyuntingan. **Rina Fitriani**: Visualisasi, Kurasi data, Penulisan – peninjauan dan penyuntingan.

PERNYATAAN KONFLIK KEPENTINGAN

Para penulis menyatakan bahwa tidak terdapat konflik kepentingan finansial maupun hubungan pribadi yang dapat memengaruhi pelaksanaan penelitian dan hasil yang dilaporkan dalam artikel ini.

PERNYATAAN PENDANAAN

Penelitian ini didukung oleh Universitas Bani Saleh melalui pendanaan penelitian internal Tahun 2026.

PERNYATAAN PENGGUNAAN AI GENERATIF DAN TEKNOLOGI BERBANTUAN AI DALAM PROSES PENULISAN

Para penulis menggunakan Claude (Anthropic), sebuah model AI generatif, untuk membantu penyusunan struktur naskah, penyuntingan bahasa, pelaksanaan analisis tambahan atas data yang disediakan penulis, serta pemeriksaan konsistensi angka dan format artikel. Seluruh keluaran yang dibantu oleh AI telah ditinjau, diperiksa, dan disunting oleh para penulis, dan para penulis bertanggung jawab sepenuhnya atas isi akhir artikel ini.

REFERENCES

[1] F. Riandari and S. Defit, "The application of C4.5 algorithm for selecting scholarship recipients," *ComTech*, vol. 13, no. 1, pp. 11–21, Feb. 2022, doi: 10.21512/comtech.v13i1.7307.

[2] S. A. Alwarthan, N. Aslam, and I. U. Khan, "Predicting student academic performance at higher education using data mining: A systematic review," *Appl. Comput. Intell. Soft Comput.*, vol. 2022, Art. no. 8924028, 2022, doi: 10.1155/2022/8924028.

[3] M. H. B. Roslan and C. J. Chen, "Educational data mining for student performance prediction: A systematic literature review (2015–2021)," *Int. J. Emerg. Technol. Learn.*, vol. 17, no. 5, pp. 147–179, 2022, doi: 10.3991/ijet.v17i05.27685.

[4] G. C. P. Ningsih, F. Liantoni, and Y. Sujana, "A systematic analysis of the impact of non-academic factors on student academic performance prediction using data mining," *Telematika*, vol. 19, no. 1, pp. 116–125, 2026, doi: 10.35671/telematika.v19i1.3085.

[5] J. R. Quinlan, *C4.5: Programs for Machine Learning*. San Mateo, CA, USA: Morgan Kaufmann, 1993.

[6] R. Fardiani and F. Fitriyani, "Penerapan algoritma C4.5 untuk prediksi penerima beasiswa siswa berprestasi di MI Al-Ishlah Ciganitri," *JIKA (Jurnal Informatika)*, vol. 8, no. 4, pp. 402–410, 2024, doi: 10.31000/jika.v8i4.12117.

[7] H. Hendri, H. Andrianof, and A. P. Gusman, "Implementation of C4.5 algorithm in data mining for predicting scholarship recipient students in university," *J. Dynamics*, vol. 7, no. 2, pp. 182–187, 2022, doi: 10.22216/jod.v17i2.1905.

[8] S. Chodijah and M. Iqbal, "Penentuan penerima beasiswa di STMIK Bani Saleh dengan perbandingan metode algoritma C4.5 dan K-Nearest Neighbors," *Jurnal Informasi dan Komputer*, vol. 10, no. 1, pp. 107–114, 2022, doi: 10.35959/jik.v10i1.295.

[9] S. Daulay and R. Wandri, "Integrating K-Means clustering and K-Nearest Neighbor classification for effective scholarship recipient selection," *SISTEMASI*, vol. 14, no. 1, pp. 235–248, 2025, doi: 10.32520/stmsi.v14i1.4818.

[10] D. Kurniadi, F. Nuraeni, and A. F. Hazar, "Aplikasi sistem prediksi mahasiswa penerima beasiswa berbasis web dengan menerapkan model klasifikasi K-Nearest Neighbors," *Jurnal Algoritma*, vol. 21, no. 1, pp. 68–79, 2024, doi: 10.33364/algoritma/v.21-1.1424.

[11] Z. A. Putri, B. N. Sari, and I. Maulana, "Prediksi kelulusan mahasiswa Fasilkom Unsika menggunakan algoritma C4.5," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 4, pp. 7727–7736, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i4.10464.

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.460
Page 745-765

[12] S. A. Setiono and E. Purwanto, "Prediksi kelulusan mahasiswa menggunakan algoritma decision tree," in *Prosiding Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Bisnis (SENATIB)*, 2025, pp. 401–406, doi: 10.47701/4q3z9j41.

[13] L. F. Narulita, "Prediksi dan analisis faktor putus studi mahasiswa dengan machine learning pada perguruan tinggi swasta," *Techno.COM Journal*, vol. 25, no. 2, 2026, doi: 10.62411/tc.v25i2.16151.

[14] A. M. Romadhoni, W. P. P. Witra, and I. G. Anugrah, "Penerapan algoritma random forest sebagai early warning system prediksi kelulusan mahasiswa tepat waktu," *INTECOMS: Journal of Information Technology and Computer Science*, vol. 9, no. 3, pp. 459–470, 2026, doi: 10.31539/kqm1n834.

[15] L. Endahti, T. Hariguna, and D. I. S. Saputra, "Evaluating the impact of SMOTE-based data balancing on decision bias and algorithmic fairness in XGBoost-based student dropout prediction," *Telematika*, vol. 19, no. 2, pp. 231–244, 2026, doi: 10.35671/telematika.v19i2.3425.

[16] D. Chicco and G. Jurman, "The advantages of the Matthews correlation coefficient (MCC) over F1 score and accuracy in binary classification evaluation," *BMC Genomics*, vol. 21, Art. no. 6, 2020, doi: 10.1186/s12864-019-6413-7.

[17] G. Varoquaux, "Cross-validation failure: Small sample sizes lead to large error bars," *NeuroImage*, vol. 180, pp. 68–77, 2018, doi: 10.1016/j.neuroimage.2017.06.061.

[18] Tim Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan, *Buku Pedoman Pelaksanaan KIP Kuliah, versi 4.0*. Jakarta, Indonesia: Puslapdik, Kemendikbud, 2020. [Online]. Available: https://lldikti5.kemdikbud.go.id/assets/thirdparty/filemanager/source/Akademik%20dan%20Kemahasiswaan/Kegiatan%202020/KIP%20Kuliah/Pedoman%20Pelaksanaan%20KIP-K%202020%20(6Jul2020).pdf

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/