



Penerapan Model *10-Fold Cross-Validation* dalam Memprediksi Strategi Belajar Siswa SMA Berdasarkan Aspek *Self-Regulated Learning* (Manajemen Sumber Daya)

Diah Ayu Choirunnisa^{1*}, Sulidar Fitri², Taofik Muhammad³

¹⁻³Pendidikan Teknologi Informasi, Fakultas Keguruan dan Ilmu Pendidikan, Universitas Muhammadiyah Tasikmalaya, Indonesia

Email: diahachoirunnisa@gmail.com^{1*}, sfitri@umtas.ac.id², taofik.muhammad@umtas.ac.id³

*Penulis Korespondensi: diahachoirunnisa@gmail.com

Abstract. *Selecting the appropriate learning strategy is crucial for high school students; however, educators often struggle to identify strategies that align with each individual's Self-Regulated Learning (SRL) capabilities. This study aims to predict high school students' learning strategies based on the SRL aspect of resource management by applying the 10-fold cross-validation (C4.5) algorithm using the Knowledge Discovery in Databases (KDD) method. The study utilized 537 valid data points collected from students of SMA Negeri 1 Singaparna. A predictive model was constructed using 23 predictor attributes and evaluated through 10-fold cross-validation to assess its performance and reliability. The results indicate relatively low model performance, with an accuracy of 50.9% and an F1-score of 49.9%. This performance is attributed primarily to class imbalance and feature overlap among the learning strategy categories. The analysis identified the attribute "understanding improves when studying with peers" as the root node, with an Information Gain value of 0.042. These findings suggest that the resource management aspect of SRL is insufficient to serve as a sole predictor of students' learning strategies. Future research is recommended to incorporate other dimensions of SRL to improve predictive accuracy and provide a more comprehensive understanding of students' learning strategy preferences.*

Keywords: *C4.5 Algorithm; Data Mining; Decision Tree; Learning Strategy; Resource Management.*

Abstrak. Pemilihan strategi pembelajaran yang tepat sangat penting bagi siswa SMA; namun, pendidik sering kali kesulitan menentukan strategi yang sesuai dengan kemampuan *Self-Regulated Learning* (SRL) masing-masing individu. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi strategi pembelajaran siswa SMA berdasarkan aspek pengelolaan sumber daya dalam SRL dengan menerapkan algoritma *10-fold cross-validation* (C4.5) menggunakan metode Knowledge Discovery in Databases (KDD). Penelitian ini menggunakan 537 data valid yang dikumpulkan dari siswa SMA Negeri 1 Singaparna. Model prediksi dibangun menggunakan 23 atribut prediktor dan dievaluasi melalui *10-fold cross-validation* untuk menilai kinerja serta reliabilitasnya. Hasil penelitian menunjukkan kinerja model yang relatif rendah, dengan tingkat akurasi sebesar 50,9% dan F1-score sebesar 49,9%. Kinerja ini terutama disebabkan oleh ketidakseimbangan kelas dan tumpang tindih fitur di antara kategori strategi pembelajaran. Analisis mengidentifikasi atribut "pemahaman meningkat saat belajar bersama teman sebaya" sebagai *root node* (simpul akar), dengan nilai *Information Gain* sebesar 0,042. Temuan ini mengindikasikan bahwa aspek pengelolaan sumber daya dalam SRL tidak memadai untuk dijadikan satu-satunya prediktor strategi pembelajaran siswa. Penelitian selanjutnya disarankan untuk melibatkan dimensi SRL lainnya guna meningkatkan akurasi prediksi dan memberikan pemahaman yang lebih komprehensif mengenai preferensi strategi pembelajaran siswa.

Kata Kunci: Algoritma C4.5; Data Mining; Decision Tree; Manajemen Sumber Daya; Strategi Belajar.

1. LATAR BELAKANG

Pendidikan Sekolah Menengah Atas (SMA) berperan krusial dalam mempersiapkan peserta didik untuk karir masa depan, baik melanjutkan pendidikan maupun memasuki dunia kerja. Pada fase ini, siswa dituntut belajar secara mandiri, kritis, dan bertanggung jawab terhadap proses belajarnya. Kemampuan mengelola proses belajar secara mandiri dikenal sebagai *Self-Regulated Learning* (SRL), yaitu kemampuan individu dalam merencanakan, memantau, dan mengevaluasi proses belajarnya sendiri. Zimmerman, menyatakan SRL mencakup berbagai aspek salah satunya manajemen sumber daya. Peserta didik dengan SRL

baik cenderung mampu memilih strategi belajar sesuai kebutuhan, sedangkan rendahnya SRL dapat menyebabkan ketidaksesuaian strategi belajar yang berdampak pada kurang optimalnya hasil pembelajaran (Hemmler & Ifenthaler, 2024). Namun dalam praktiknya, banyak peserta didik menggunakan strategi belajar tanpa mempertimbangkan kemampuan SRL individu. Sedangkan strategi belajar dirumuskan berdasarkan karakteristik individu peserta didik (Riani, 2024). Hal ini akan mengakibatkan kurang optimalnya hasil belajar serta rendahnya efektivitas belajar, terutama dalam kegiatan seperti kerja kelompok yang belum berjalan secara optimal. Disisi lain pendidik dan konselor sering mengalami keterbatasan dalam mengidentifikasi kemampuan *Self-Regulated Learning* (SRL) secara individual, terlebih rombongan belajar dalam satuan pendidikan yang cukup besar. Hasil wawancara pada narasumber yakni guru Bimbingan dan Konseling SMA Negeri 1 Singaparna menunjukkan setiap siswa memiliki cara belajar berbeda. Beberapa lebih suka belajar sendiri, sementara yang lain lebih cepat paham dengan belajar bersama teman. Disisi lain penerapan kurikulum menuntut guru memberikan layanan yang memperhatikan kebutuhan individual siswa, ditambah dengan keterbatasan waktu serta jumlah siswa membuat identifikasi karakteristik belajar sulit dilakukan secara optimal.

Meski begitu, informasi cara belajar siswa sangat penting bagi guru untuk dijadikan sebagai acuan pembuatan strategi pembelajaran dan layanan bimbingan yang sesuai. Perkembangan teknologi, khususnya artificial intelligence dan machine learning, membawa transformasi besar di dunia pendidikan. Berbeda dengan metode konvensional, machine learning mampu mengungkapkan pola tersembunyi yang sulit didekteksi. Hal ini membuka peluang personalisasi pendidikan agar siswa mendapat intervensi sesuai kebutuhan, algoritma machine learning tidak hanya meningkatkan akurasi prediksi, tetapi juga merevolusi sistem pendidikan menjadi lebih adaptif dan berorientasi data (Maftucha et al., 2025). Penelitian sebelumnya telah menerapkan machine learning untuk memprediksi gaya belajar siswa menggunakan *10-fold cross-validation* dengan akurasi 81,18%. Namun, penelitian tersebut berfokus pada jenjang sekolah dasar dan terbatas pada gaya belajar (visual, auditorial, kinestetik) (Widianti et al., 2023). Penelitian yang secara khusus menerapkan model prediksi yang secara khusus menerapkan model prediksi untuk strategi belajar siswa SMA berdasarkan SRL, khususnya manajemen sumber daya, masih relatif terbatas. Oleh karena itu, diperlukan penelitian yang menerapkan model prediksi yang lebih kontekstual sesuai karakteristik siswa menengah. Penelitian mengenai penerapan model *10-fold cross-validation* dalam memprediksi strategi belajar siswa SMA berdasarkan aspek *Self-Regulated Learning* (manajemen sumber daya) ini diharapkan dapat memberikan kontribusi pemanfaatan teknologi machine learning di

pendidikan, sekaligus menjadi solusi untuk menentukan strategi belajar yang lebih sesuai dengan peserta didik sehingga proses pembelajaran menjadi lebih efektif dan adaptif.

2. KAJIAN TEORITIS

Strategi Belajar

Strategi sering kali dikaitkan dengan bidang militer, yang dipahami sebagai seni dalam merancang dan mengatur suatu operasi. Secara umum, strategi diartikan sebagai teknik atau cara yang digunakan untuk mencapai tujuan tertentu. Dalam konteks pendidikan, strategi belajar merujuk pada serangkaian perilaku dan proses kognitif yang digunakan individu, yang turut memengaruhi apa yang dipelajari serta bagaimana proses pembelajaran berlangsung (Dongoran et al., 2023). Dalam literatur lain disebutkan bahwa strategi belajar merupakan serangkaian langkah, upaya, dan tindakan yang secara dipilih serta dilakukan oleh individu dalam proses mempelajari sesuatu agar kegiatan belajar menjadi lebih terarah, menyenangkan, efektif, dan efisien (Tahrin, 2021). Sejalan dengan itu, dapat dipahami bahwa strategi belajar merupakan keseluruhan proses pembelajaran yang menitikberatkan pada aktivitas peserta didik dalam mencapai tujuan tertentu. Strategi belajar ini dibedakan menjadi strategi belajar mandiri, strategi belajar kelompok/ kolaboratif, dan campuran. Menurut Apriyani (2024), Strategi belajar mandiri merupakan pendekatan belajar yang menekankan kemampuan siswa dalam mengorganisir serta mengelola pengalaman belajarnya sendiri. Pendekatan ini berkaitan erat dengan kemampuan *Self-Regulated Learning*, termasuk mengatur waktu belajar secara teratur, menetapkan target, mempertahankan semangat, dan tanggung jawab atas proses belajar secara mandiri (Apriyani, 2024).

Strategi kolaboratif merupakan pendekatan yang menekankan kerja sama antar peserta didik yang didasarkan pada kesepakatan bersama. Pendekatan ini melibatkan penggabungan ide, gagasan, maupun upaya intelektual baik antar peserta didik maupun antara peserta didik dan guru dalam kelompok-kelompok kecil (Anwar et al., 2024). Dan Strategi belajar campuran merupakan pendekatan yang mengintegrasikan dua jenis strategi, yaitu strategi belajar mandiri dan strategi belajar kolaboratif. Pendekatan ini memungkinkan peserta didik untuk belajar secara individual sekaligus bekerja sama dengan orang lain, sehingga dapat mengoptimalkan pemahaman dan hasil belajar. Ketiga kategori strategi belajar ini akan digunakan untuk kelas target dalam model klasifikasi *10-fold cross-validation* untuk mengidentifikasi pola strategi belajar siswa berdasarkan karakteristik manajemen sumber daya dalam *self-Regulated Learning*.

***Self-Regulated Learning* dan Manajemen Sumber Daya**

Zimmerman, mendefinisikan *Self-Regulated Learning* (SRL) sebagai kapasitas internal individu dalam mengoptimalkan capaian akademik melalui perencanaan strategis, eksekusi langkah-langkah pencapaian tujuan, serta evaluasi mandiri terhadap proses belajar yang telah dilakukan (Supardi et al., 2025). Sementara itu, Pintrich, *Self-Regulated Learning* merupakan manifestasi kemampuan individu mencakup mental, emosional, dan tindakan dalam konteks belajar sebagai upaya strategis untuk merealisasikan target pembelajaran (Pramesti & Suryadi, 2025). Dari kedua definisi ini, dapat kita simpulkan bahwa *Self-Regulated Learning* (SRL) merupakan salah satu konsep penting dalam psikologi pendidikan yang menjelaskan kemampuan siswa untuk mengatur cara belajarnya sendiri secara mandiri. Kemampuan tersebut mencakup beberapa aktivitas seperti merencanakan tujuan belajar, memilih metode belajar yang tepat, mengawasi kemajuan belajar, serta menilai hasil yang telah dicapai. *Self-Regulated Learning* sendiri memiliki beberapa dimensi dalam menggambarkan kemampuan peserta didik dalam mengatur kegiatan belajarnya.

Salah satunya adalah manajemen sumber daya (*Resource Management*) yang berhubungan erat dengan pengelolaan sumber daya dalam mendukung proses belajar. Menurut Hemmler dan Ifenthaler (2024), manajemen sumber daya memiliki empat indikator utama, yaitu manajemen waktu dan lingkungan belajar, Regulasi Usaha (*Effort Regulation*), Pembelajaran bersama teman (*Peer learning*), dan mencari bantuan (*help seeking*) (Hemmler & Ifenthaler, 2024). Dari keempat elemen itu, model akan memakainya sebagai variabel yang memprediksi sebab mencerminkan bagaimana peserta didik mengatur proses serta sumber data selama kegiatan belajar. Ciri-ciri ini secara konseptual dapat berhubungan dengan kecenderungan siswa dalam memilih metode belajar secara mandiri, bekerja sama, atau kombinasi dari keduanya. Dengan demikian, pengelolaan sumber daya dalam SRL berfungsi sebagai landasan untuk memprediksi strategi belajar siswa melalui penerapan algoritma *Decision Tree*.

Relevansi Manajemen Sumber Daya Terhadap Strategi Belajar

Manajemen sumber daya dalam SRL sangat berhubungan dengan motivasi belajar siswa, baik yang berasal dari dalam diri (intrinsik) maupun faktor luar (ekstrinsik). Motivasi dalam belajar memiliki peran yang krusial bukan hanya sebagai pemicu awal, tetapi juga berfungsi untuk mempertahankan konsistensi, ketahanan, dan semangat siswa ketika menghadapi bahan ajar yang dianggap sulit atau penuh tantangan (Fitri, Nurjanah, et al., 2026). Dalam kerangka SRL, siswa memiliki motivasi belajar yang baik cenderung lebih efektif dalam mengatur usaha (*effort regulation*) dan memaksimalkan sumber daya belajar mereka, terlepas

dari tingkat kesulitan yang ada. Kemampuan untuk mengelola motivasi serta usi ini pada akhirnya membantu siswa memilih strategi belajar yang paling sesuai untuk mereka, apakah itu belajar secara mandiri, bekerja sama dengan teman, atau mengkombinasikan kedua pendekatan tersebut. Lebih jauh lagi, zaman digital seperti sekarang, pengelolaan lingkungan belajar dan pencarian bantuan telah berkembang dengan memanfaatkan media digital serta jejaring sosial. Saat ini banyak pelajar menggunakan platform digital sebagai sarana belajar informal untuk mendapatkan dukungan sosial, mengatur waktu, serta motivasi belajar, contohnya melalui konten belajar bersama (study with me). Aktivitas semacam ini merupakan manifestasi nyata dari pengelolaan sumber daya dimana siswa menggunakan teknologi untuk menciptakan suasana belajar yang baik, membantu mengatasi kelelahan akademik. Cara siswa berinteraksi dengan media digital ini menunjukkan bagaimana mereka mengatur lingkungan serta guna mendukung preferensi strategi belajarnya (Fitri, Prangjarote, et al., 2026).

Mengingat kompleksitas perilaku siswa dalam mengelola sumber daya seperti waktu, usaha, motivasi, dan lingkungan belajar, penting untuk menggunakan pendekatan analitis guna memahami pengaruhnya terhadap pilihan strategi belajar. Penerapan teknik data mining dan machine learning terbukti memiliki relevansi besar dalam mengidentifikasi pola-pola perilaku yang tersembunyi dari aktivitas pembelajaran dan interaksi digital tersebut (Fitri, Prangjarote, et al., 2026). Dengan menggunakan data mining, khususnya algoritma *Decision Tree*, pengajar tidak hanya bisa mendapatkan gambaran deskriptif dari karakteristik siswa, tetapi juga mampu mengembangkan model prediksi yang akurat. Melalui pendekatan komputasional ini, atribut pengelolaan sumber daya bisa dipetakan secara sistematis untuk meramalkan kecenderungan strategi belajar siswa, sehingga intervensi atau penyesuaian dalam metode pengajaran dapat dilakukan dengan cara yang lebih personal, adaptif, dan berbasis data.

Decision Tree

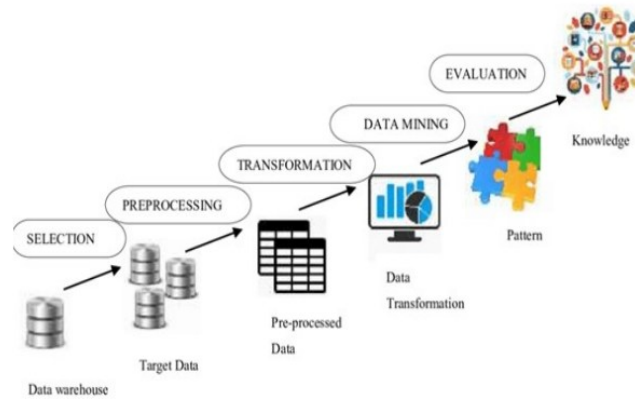
Algoritma *10-fold cross-validation* adalah salah satu metode dalam *machine learning* yang berfungsi untuk memodelkan proses pengambilan keputusan dan prediksi. Metode ini bekerja dengan cara mengkonstruksi struktur serupa pohon yang membagi data ke dalam kelompok-kelompok yang lebih spesifik berdasarkan atribut atau fitur tertentu. Pemanfaatan *10-fold cross-validation* sangat krusial dalam memetakan serta memahami kompleksitas hubungan antara variabel input dan hasil prediksi yang ditargetkan (Priyuli & Sugandi, 2024). Sejalan dengan itu, *10-fold cross-validation* atau pohon keputusan merupakan teknik dalam klasifikasi yang didasarkan pada aturan yang mengembangkan model prediktif dalam format pohon. Beberapa variasi utama dari pohon keputusan meliputi ID3, C4.5, dan CART, yang masing-masing memiliki kelebihan serta kekurangan dalam mengelola dataset dengan tingkat

kompleksitas yang berbeda-beda (Ramadhan et al., 2025). Secara umum, langkah-langkah dalam algoritma C4.5 meliputi persiapan data pelatihan, perhitungan nilai *entropy* dan *Information Gain* untuk setiap atribut, pemilihan atribut terbaik sebagai *node*, serta pembentukan cabang secara iteratif hingga seluruh data terklasifikasi. Proses pembentukan pohon akan berhenti apabila semua data dalam suatu *node* memiliki kelas yang sama, tidak ada atribut yang dapat digunakan lagi, atau tidak terdapat data pada cabang yang terbentuk. Hasil akhir dari algoritma C4.5 berupa pohon keputusan yang dapat diterjemahkan menjadi aturan (*rules*) yang digunakan dalam proses klasifikasi atau prediksi (Sukri & Handrianto, 2024). *Entropy* merupakan ukuran yang digunakan untuk menentukan tingkat ketidakpastian atau ketidakteraturan dalam suatu kumpulan data. Semakin tinggi nilai *entropy*, maka data tersebut semakin tidak teratur. Sebaliknya, jika nilai *entropy* rendah maka data tersebut lebih homogen. Sedangkan *Information Gain* merupakan ukuran yang digunakan untuk menentukan atribut terbaik dalam membangun pohon keputusan. Atribut dengan nilai *gain* tertinggi akan dipilih sebagai *node* pada pohon keputusan karena atribut tersebut dianggap paling efektif dalam memisahkan data (Telutci & Harman, 2024). Dalam penelitian ini, algoritma C4.5 digunakan untuk mengklasifikasikan strategi belajar siswa ke dalam tiga kelas, yaitu mandiri dominan, kelompok dominan (kolaboratif), dan campuran. Berdasarkan karakteristik manajemen sumber daya dalam *self-regulated learning*, penerapan *10-fold cross-validation* memungkinkan pola keterkaitan antara elemen manajemen sumber daya dan pendekatan pembelajaran ditampilkan dalam bentuk struktur pohon serta aturan keputusan yang dapat diinterpretasikan.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode *Knowledge Discovery in Database* (KDD) untuk memprediksi strategi belajar siswa berdasarkan aspek manajemen sumber daya dalam *Self-Regulated Learning* (SRL). Model menggunakan algoritma *10-fold cross-validation* (C4.5). data yang digunakan berupa data yang berasal dari kuesioner siswa SMA yang terdiri atas atribut manajemen sumber daya sebagai prediktor dan strategi belajar sebagai kelas target. KDD merupakan sebuah teknik dalam menemukan dan mengenali pola data yang dapat digunakan. Terdapat lima tahap dalam KDD secara umum, yaitu tahap seleksi data, pra-pemrosesan data, transformasi data, penambahan data (*data mining*) dan tahap evaluasi. Tahap-tahap ini berperan penting dalam proses penerapan model, dimana tahap seleksi akan berfungsi sebagai filter yang cocok dan relevan dalam database dalam proses analisis yang akan dilakukan. Selanjutnya dilakukan tahap pra-pemrosesan untuk membersihkan data agar siap digunakan, transformasi data sendiri digunakan untuk merubah

bentuk dari data yang akan dianalisis sesuai dengan kebutuhan model (normalisasi data, pengkodean atribut, pemilihan fitur relevan), tahap inti adalah penambangan data yaitu proses diterapkannya algoritma *machine learning* untuk menemukan pola atau hubungan dalam data, dan yang terakhir adalah interpretasi dan evaluasi untuk menafsirkan hasil dari proses data mining serta evaluasi kinerja (Priyuli & Sugandi, 2024).



Gambar 1. tahapan KDD.

Dalam pembentukan model yang digunakan algoritma C4.5 didasarkan pada nilai *Information Gain*, dengan perhitungan diawali dengan menentukan entropy kelas target dan dilanjutkan dengan menghitung entropy setiap atribut dan *Information Gain*. Proses tersebut dilakukan secara iteratif hingga dapat membentuk struktur pohon yang dapat digunakan dalam mengklasifikasi strategi belajar siswa. Berikut ini adalah rumus yang digunakan dalam menghitung entropy dan *Information Gain*.

Entropy

$$Entropy(S) = - \sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i \dots\dots\dots(i)$$

Keterangan, S : Himpunan data; A: keterangan atau kelengkapan yang di gunakan; n: jumlah partisi atribut A; Pi: Proporsi data kelas ke-i terhadap keseluruhan data

Information Gain

$$Gain(S, A) = Entropy(S) - \sum_{i=1}^n \frac{|S_i|}{|S|} * Entropy(S_i) \dots\dots\dots(ii)$$

Keterangan, S: Himpunan data awal; A : keterangan atau kelengkapan yang digunakan Si: subset data atribut A; |Si|: Proporsi data kelas ke-i terhadap keseluruhan data; |S|: jumlah seluruh data. Dalam proses pembentukan model, Evaluasi kinerja model klasifikasi dilakukan menggunakan teknik 10-Fold Cross Validation untuk memperkirakan kesalahan prediksi secara objektif, serta meminimalkan bias dan risiko overfitting (Wijiyanto et al., 2024). Teknik persilangan data ini membagi dataset menjadi subset pengujian dan pelatihan secara bergantian guna menghasilkan pengukuran model yang lebih stabil. Selanjutnya, hasil performa dievaluasi

menggunakan Confusion Matrix untuk menghitung metrik kinerja utama yang terdiri dari Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score (Alpiana et al., 2025). Selain metrik konvensional tersebut, evaluasi juga menyertakan pengukuran Area Under Curve (AUC) untuk memvalidasi sejauh mana model mampu membedakan antar kelas target secara keseluruhan. Pengukuran AUC menjadi penting karena dalam proses penemuan pengetahuan (*Knowledge Discovery*), model yang memiliki nilai akurasi atau F1-Score rendah mungkin saja tidak gagal mutlak, melainkan tetap berhasil menangkap pola dasar (*underlying pattern*) yang valid pada data. Tingkat keberhasilan model berdasarkan nilai AUC diklasifikasikan ke dalam lima kategori, mulai dari rentang 0.50–0.60 (Gagal) hingga 0.90–1.00 (Sangat Baik) (Nasrullah, 2021).

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penerapan model Pohon Keputusan (algoritma C4.5) untuk meramalkan taktik belajar siswa dinilai dengan metode 10-Fold Cross Validation untuk memastikan ketahanan pengukuran serta mengurangi kemungkinan overfitting.



Gambar 2. Interpretasi hasil *Decision Tree*.

Hasil analisis menunjukkan bahwa atribut "pemahaman bertambah ketika belajar dengan teman" dipilih sebagai simpul utama (root node) karena mencatat nilai *Information Gain* tertinggi sebesar 0,042. Ini menandakan bahwa pandangan siswa tentang efektivitas diskusi dengan rekan sejawat merupakan faktor terpenting yang memisahkan dalam menentukan arah strategi belajarnya.

Tabel 1. Evaluasi Kinerja Model.

Kelas Target (Strategi Belajar)	AUC	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
Kelompok Dominan	0,608	0,588	0,523	0,604	0,561
Mandiri Dominan	0,620	0,623	0,571	0,540	0,555
Campuran	0,421	0,807	0,135	0,089	0,108
Rata-rata Keseluruhan	57,7%	50,9%	0,493	0,509	49,9%

Hasil evaluasi performa model menunjukkan bahwa tingkat Akurasi Klasifikasi (AK) berada pada angka 50,9% dan Skor F1 mencapai 49,9%. Meskipun angka ini tergolong rendah dan menunjukkan adanya tumpang tindih fitur di antara kelas-kelas strategi belajar, nilai Area Di Bawah Kurva (AUC) untuk kelas paling banyak ("Kelompok Dominan" 0,608 dan "Mandiri

Dominan" 0,620) mengindikasikan bahwa model masih dapat mengidentifikasi pola dasar dalam konteks matematis di atas tingkat acak. Kinerja yang rendah secara keseluruhan juga dipengaruhi oleh ketidakseimbangan dalam proporsi data kelas minoritas ("Campuran").

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penerapan algoritma Pohon Keputusan (C4.5) berhasil menghasilkan pemetaan pola dalam pengambilan keputusan strategi belajar siswa SMA secara sistematis, dengan interaksi antar teman sebagai faktor utama. Akan tetapi, performa prediksi model menunjukkan bahwa aspek manajemen sumber daya dalam *Self-Regulated Learning* (SRL) tidak cukup solid jika digunakan sebagai prediktor tunggal untuk membedakan kategori strategi belajar secara jelas. Keterampilan manajemen sumber daya cenderung digunakan secara umum oleh semua siswa untuk menghadapi hambatan dalam belajar, tanpa memperhatikan preferensi untuk belajar mandiri atau dalam kelompok. Untuk pengembangan model prediksi di masa mendatang, disarankan agar dimensi lain dari SRL seperti metakognisi diintegrasikan, serta menerapkan teknik penyeimbang data untuk meningkatkan tepatnya klasifikasi.

UCAPAN TERIMA KASIH

Puji syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT atas belas kasih dan nikmat-Nya sehingga penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik. Penulis ingin menunjukkan rasa terima kasih kepada Program Studi Pendidikan Teknologi Informasi, Fakultas Keguruan dan Ilmu Pendidikan, Universitas Muhammadiyah Tasikmalaya atas semua dukungan yang diberikan selama masa studi dan pelaksanaan penelitian ini. Terima kasih yang istimewa disampaikan kepada dosen pembimbing serta keluarga besar SMA Negeri 1 Singaparna atas izin, informasi, dan bantuan yang sangat berarti selama pengambilan data. Artikel ini merupakan bagian dari skripsi yang berjudul "Penerapan Model Decision Tree dalam Memprediksi Strategi Belajar Siswa SMA Berdasarkan Aspek *Self-Regulated Learning* (Manajemen Sumber Daya)".

DAFTAR REFERENSI

- Alpiana, I., Yustanti, W., & Yamasari, Y. (2025). Otomatisasi klasifikasi tingkat urgensi keluhan e-layanan Unesa berbasis TF-IDF dan logistic regression. *Ranah Research: Journal of Multidisciplinary Research and Development*, 8(1), 300–312. <https://doi.org/10.38035/rrj.v8i1>
- Anwar, F., Faruza, S., & Gusmaneli, G. (2024). Strategi pembelajaran collaborative learning dalam meningkatkan kemampuan kerjasama dan komunikasi dalam pembelajaran PAI. *Harmoni Pendidikan: Jurnal Ilmu Pendidikan*, 1(2), 165–175. <https://doi.org/10.62383/hardik.v1i2.218>

- Apriyani, N. (2024). Self-regulated learning dalam proses belajar matematika sekolah. *Trigonometri: Jurnal Matematika*, 1(1), 1–5. <https://doi.org/10.30599/trigonometri.v1i1.3253>
- Dongoran, F. R., Simanungkalit, L. M., Dewi, L. R., Sinaga, E. S., & Tarigan, I. P. (2023). Strategi belajar & pembelajaran dalam meningkatkan keterampilan bahasa. *Journal of Education and Instruction (JOEAI)*, 6(1), 75–81. <https://doi.org/10.31539/joeai.v6i1.5073>
- Fitri, S., Nurjanah, N., Utami, D. B., Kamila, L. S. N., & Shafari, T. N. W. (2026). Exploring students' learning motivation orientation in the algorithms and computer programming course (A case study of Information Technology Education at UMTAS). *Journal of General Education and Humanities*, 5(3). <https://doi.org/10.58421/gehu.v5i3.1355>
- Fitri, S., Prangjarote, P., & Kurubanjerdjit, N. (2026). Exploring the final-year undergraduate research related to TikTok, study motivation, and data mining: A bibliometric study. 9(1), 55–64. <http://journal.ummat.ac.id/index.php/justek>. <https://doi.org/10.31764/justek.v9i1.37012>
- Hemmler, Y. M., & Ifenthaler, D. (2024). Self-regulated learning strategies in continuing education: A systematic review and meta-analysis. *Educational Research Review*, 45, 100629. <https://doi.org/10.1016/j.edurev.2024.100629>
- Maftucha, N., Salma, S., Rahmayuna, N., & Wakhidah, N. (2025). Perbandingan algoritma machine learning dalam memprediksi kelulusan siswa. *Jurnal TEKNO KOMPAK*, 19(2), 116–128. <https://doi.org/10.33365/jtk.v19i2.50>
- Nasrullah, A. H. (2021). Implementasi algoritma 10-fold cross-validation untuk klasifikasi produk laris. *Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer*, 7(2), 45–51. <https://doi.org/10.35329/jiik.v7i2.203>
- Pramesti, D., & Suryadi, B. (2025). Systematic literature review: Faktor-faktor yang mempengaruhi self-regulated learning pada siswa. *EDUKATIF: Jurnal Ilmu Pendidikan*, 7(2), 520–530. <https://doi.org/10.31004/edukatif.v7i2.8067>
- Priyuli, S., & Sugandi, F. (2024). Penerapan algoritma 10-fold cross-validation untuk penentuan pola penerima beasiswa KIP siswa UPTD SMP Negeri 4 Sekampung. *Jurnal Mahasiswa Ilmu Komputer*, 5(1), 1–8. <https://doi.org/10.24127/ilmukomputer.v5i1.5324>
- Ramadhan, P., Yuhandri, & Veri, J. (2025). Eksplorasi algoritma 10-fold cross-validation untuk penentuan siswa berprestasi. *bit-Tech*, 7(3), 826–833. <https://doi.org/10.32877/bt.v7i3.2210>
- Riani, R. (2024). Identifikasi minat belajar siswa berdasarkan karakter individu. *Jurnal Genta Mulia*, 15(2), 92–96. <https://doi.org/10.61290/gm.v1i2>
- Sukri, M. H., & Handrianto, Y. (2024). Penerapan algoritma C4.5 dalam menentukan prediksi prestasi siswa pada SMPN 51 Jakarta. *Informatics and Computer Engineering Journal*, 4(1), 11–24. <https://doi.org/10.31294/icej.v4i1.2582>
- Supardi, J. S., Rahmelia, S., & Palangkaraya, I. (2025). Strategi belajar siswa berprestasi pada mata pelajaran Pendidikan Agama Kristen kelas XII di SMAN 2 Palangka Raya. *SOPHIA: Jurnal Teologi dan Pendidikan Kristen*, 6(1), 73–83. <https://doi.org/10.34307/sophia.v6i1.282>

- Tahrur, T. (2021). Strategi belajar bahasa Inggris mahasiswa pada masa pandemi Covid-19. *Titian Ilmu: Jurnal Ilmiah Multi Sciences*, 13(2), 1–9. <https://doi.org/10.30599/jti.v13i2.993>
- Telutci, T., & Harman, R. (2024). Penerapan data mining untuk memprediksi prestasi siswa sekolah dasar menggunakan algoritma C4.5. *Computer Based Information System Journal*, 12(1), 12–23. <https://doi.org/10.33884/cbis.v12i1.8207>
- Widianti, W., Syahro, F., Qomariyah, D. L., & Fitriani, N. (2023). Penerapan machine learning dengan algoritma C4.5 untuk memprediksi kesesuaian gaya belajar siswa Madrasah Ibtidaiyah. *Prosiding Seminar Nasional Hi-Tech (Humanity, Health, Technology)*, 2(1), 719–726. <https://ejournal.unuja.ac.id/index.php/hitech>
- Wijiyanto, W., Pradana, A. I., Sopingi, S., & Atina, V. (2024). Teknik K-fold cross validation untuk mengevaluasi kinerja mahasiswa. *Jurnal Algoritma*, 21(1), 239–248. <https://doi.org/10.33364/algoritma/v.21-1.1618>