

Optimasi Strategi Pembelajaran Mahasiswa untuk Meningkatkan Efektivitas Pemilihan Metode Belajar melalui Pendekatan J48 Tree

Farra Zahratul Milla¹, Az-Zahra Nur Agni Nabilah², Bayu Kartika Aji Putra³, Tommy Dwi Putra⁴

STMIK Amikom Surakarta
Jawa Tengah Indonesia

Email: ¹farrazahratul66@gmail.com, ²zahrazahra030203@gmail.com, ³bayukartika997@gmail.com, ⁴tommy.1242@students.amikom.ac.id

Abstract

This research proposes a decision tree method based on the J48 algorithm to recommend learning methods that match students' learning preferences. Using the Kaggle dataset consisting of 200 records, this research includes testing and data analysis using the WEKA tool. The results highlighted that discussion participation, particularly in the first semester, is a key factor affecting student performance. The applied decision tree model achieved an accuracy of 83.92%. Through decision tree analysis, specific rules were created to improve learning efficiency. The practical implications of this research provide insights to educational institutions to personalize students' learning experience, optimizing learning methods based on individual preferences. This is expected to improve learning outcomes and overall teaching quality.

Keywords: J48 Tree, Decision Tree, Data Mining, Learning Optimization

Abstraksi

Penelitian ini mengusulkan metode pohon keputusan berdasarkan algoritma J48 untuk merekomendasikan metode pembelajaran yang sesuai dengan preferensi belajar siswa. Dengan menggunakan dataset Kaggle yang terdiri dari 200 record, penelitian ini meliputi pengujian dan analisis data menggunakan alat WEKA. Hasil penelitian menyoroti bahwa partisipasi diskusi, khususnya pada semester pertama, merupakan faktor kunci yang mempengaruhi kinerja siswa. Model pohon keputusan yang diterapkan mencapai akurasi sebesar 83,92%. Melalui analisis pohon keputusan, aturan khusus dibuat untuk meningkatkan efisiensi pembelajaran. Implikasi praktis dari penelitian ini memberikan wawasan kepada lembaga pendidikan untuk mempersonalisasi pengalaman belajar siswa, mengoptimalkan metode pembelajaran berdasarkan preferensi individu. Hal ini diharapkan dapat meningkatkan hasil pembelajaran dan kualitas pengajaran secara keseluruhan.

Kata Kunci: J48 Tree, Pohon Keputusan, Data Mining, Optimasi Pembelajaran

1. PENDAHULUAN

Pendidikan adalah landasan penting untuk membentuk generasi kompeten di era teknologi informasi. Efisiensi pembelajaran menjadi kunci dalam mencapai tujuan pendidikan berkualitas. Terdapat tiga jalur utama dalam pendidikan: formal (lembaga pendidikan), nonformal (masyarakat dan kegiatan luar sekolah), dan informal (keluarga).

Ki Hajar Dewantara mengidentifikasi ini sebagai "tiga pusat pendidikan". Sekolah, sebagai saluran resmi, memainkan peran sentral dalam mencapai tujuan pendidikan nasional, sementara pendidikan nonformal, seperti kegiatan ekstrakurikuler, memegang peran penting dalam pengembangan bakat dan minat individu. Kombinasi pendidikan formal dan nonformal menjadi kunci untuk menciptakan lingkungan pendidikan yang mendukung pengembangan pribadi secara menyeluruh[1].

Pesatnya perkembangan teknologi telah memberikan dampak yang signifikan terhadap berbagai aspek kehidupan, termasuk politik, ekonomi, budaya, dan pendidikan. Teknologi pendidikan, perpaduan antara pendidikan dan teknologi, lahir untuk mengatasi tantangan dunia pendidikan. Hal ini merupakan bagian dari perkembangan ilmu pendidikan dan kemajuan teknologi. Kemunculan teknologi pendidikan terjadi ketika teknologi diperkenalkan dan diterapkan dalam konteks pendidikan. Reformasi Perkembangan ini seringkali dimulai di negara-negara dengan tingkat teknologi tinggi, yang menunjukkan pentingnya kontribusi teknologi terhadap berfungsinya sistem pendidikan[2].

Teknologi pembelajaran mulai tumbuh dan berkembang baik sebagai sebuah profesi maupun sebagai bidang kajian akademis yang terus dipelajari. Asosiasi Komunikasi dan Teknologi Pendidikan (AECT) membentuk Komite Definisi dan Terminologi pada tahun 1994. Komite ini secara formal mendefinisikan teknologi pembelajaran sebagai teori dan praktik merancang teknologi pembelajaran, merancang, mengembangkan, menggunakan, mengelola dan mengevaluasi proses dan sumber daya penelitian. Berkembangnya metode pembelajaran yang beragam menjadi tanda lahirnya teknologi pendidikan seperti yang dikenal saat ini. Sekalipun karena konteks sejarah, metode pembelajaran tidak didasarkan pada hasil ilmu pengetahuan dan penelitian, namun seperti kita ketahui metode pengajaran mengandung konsep-konsep yang mempengaruhi cara berpikir, bertindak dan berperilaku dalam perkembangan pengajaran, seperti yang dikenal saat ini seperti teknologi pendidikan[3].

Perkembangan TIK ini sudah merambah di bidang pendidikan. Dimulai dari data peserta didik yang harus diinput melalui website sampai saat ini yaitu adanya e-rapot. Guru sebagai pendidik dituntut untuk melek terhadap perkembangan TIK. Karena penggunaan TIK dapat membantu guru dalam administrasi dan meningkatkan kualitas pembelajarannya. Penggunaan TIK dalam proses pembelajaran sangat diperlukan agar pembelajaran dapat berjalan efektif, efisien, dan menarik perhatian peserta didik saat ini yang sudah disebut Generasi Z. Fungsi pemanfaatan TI dalam proses pembelajaran adalah sebagai alat bagi siswa dalam proses pembelajaran dan sebagai alat bagi guru dalam proses pembelajaran[4].

Strategi pembelajaran menyangkut pemilihan metode, pendekatan, dan alat yang tepat untuk mendukung proses pembelajaran dan mencapai tujuan secara optimal. Metode sebagai langkah penerapan strategi harus dipilih dengan mempertimbangkan jenis strategi yang digunakan. Kesesuaian metode mencerminkan keefektifan strategi pembelajaran dalam proses belajar mengajar. Integrasi strategi dan metode yang

cermat sangat penting untuk mencapai hasil pembelajaran yang optimal[5]. Pemahaman yang baik terhadap metode pembelajaran akan meningkatkan efisiensi pembelajaran, memungkinkan siswa mengalokasikan waktu dan tenaga secara efektif, lebih memahami materi, dan meningkatkan hasil belajar. Metode yang sesuai dengan preferensi belajar siswa akan membangun rasa percaya diri, mengembangkan keterampilan berdasarkan gaya belajar, dan memberikan hasil belajar yang optimal[5].

Data mining adalah proses menemukan pola tersembunyi dalam sejumlah besar data. Klasifikasi, salah satu teknik data mining, melibatkan pembuatan model untuk memprediksi kelas objek yang kelasnya tidak diketahui. Algoritma seperti J48, Nearest Neighbor, dan Support Vector Machine digunakan untuk mengklasifikasikan data. Meskipun J48 sering dipilih karena strukturnya yang sederhana, beberapa keterbatasan perlu diperhatikan, termasuk waktu komputasi yang lama, sensitivitas terhadap atribut asing, dan keterbatasan dalam menangani data tidak seimbang. Oleh karena itu, pemilihan algoritma yang sesuai dan pemahaman karakteristik data sangat penting dalam praktik data mining[6].

Beberapa tinjauan Pustaka membahas penerapan Algoritma J48 Decision Tree dalam menganalisis tingkat kemiskinan di Indonesia. Empat atribut utama, seperti angka harapan hidup, rata-rata lama sekolah, pengeluaran perkapita, dan jumlah penduduk miskin, menjadi fokus klasifikasi menggunakan WEKA. WEKA, sebagai perangkat lunak machine learning, efisien dalam analisis data mining. Evaluasi model mencakup metrik Accuracy, Specificity, Sensitivity, dan F-measure, dengan akurasi mencapai 85.66% pada 10-fold validasi silang. Model ini memiliki validitas yang baik, terbukti dengan hasil tes dataset yang menunjukkan 241 instans terklasifikasi dengan benar. Hasil ini dapat menjadi pertimbangan kebijakan, didukung oleh visualisasi Algoritma J48 yang menyoroti angka harapan hidup sebagai atribut kunci dalam memprediksi jumlah penduduk miskin, memberikan kontribusi pada upaya pemerataan indeks pembangunan manusia di Indonesia[7].

Penelitian lain berjudul "Analisis Sentimen Pemilu 2024 dengan Naive Bayes Berbasis Particle Swarm Optimization (PSO)", Penelitian ini dimulai dengan analisis deskriptif karakteristik pasien rawat inap di RSUD Abdul Wahab Sjahranie Samarinda pada November dan Desember 2017. Data melibatkan umur, jenis kelamin, tekanan darah, diabetes melitus, dislipidemia, kadar asam urat, dan penyakit jantung. Proses klasifikasi menggunakan metode naive Bayes dan decision tree algoritma (J48). Metode naive Bayes mencapai tingkat ketepatan klasifikasi 81,25%, sementara decision tree algoritma (J48) mencapai akurasi 87,5%, menunjukkan bahwa J48 memberikan prediksi klasifikasi yang lebih akurat dalam kasus ini.[8].

Penelitian lainnya menggunakan algoritma J48 untuk memprediksi penyakit tiroid, penelitian ini dimulai dengan analisis data penyakit tiroid dari UCI Machine Learning Repository. Data melibatkan 7200 pasien dengan 21 atribut predictor dan 1 atribut hasil. Tujuan penelitian adalah mengurangi risiko penyakit tiroid dengan menerapkan metode prediksi menggunakan algoritma J48. Tahap Pemahaman Data mencakup pengumpulan,

analisis, dan evaluasi data tiroid. Pada Tahap Persiapan Data, dilakukan pengolahan data, termasuk perubahan format penulisan, pemeriksaan duplikat, dan normalisasi. Tahap Pemodelan melibatkan pemilihan dataset, feature selection, dan pemodelan dengan algoritma J48. Evaluasi menggunakan metode 10-fold cross validation menghasilkan akurasi 99.645%. Kesimpulan penelitian menunjukkan bahwa algoritma J48 memiliki tingkat akurasi yang baik dalam mendeteksi penyakit tiroid, dengan nilai AUC sebesar 0.992.[9].

Pada Penelitian lainnya yang berjudul "Analisis Perbandingan Kinerja Algoritma Naïve Bayes, Decision TreeJ48 dan Lazy-IBK", dalam penelitian ini, dilakukan eksperimen menggunakan dua dataset, yaitu Breast Cancer dan Thoracic Surgery, dengan menerapkan beberapa algoritma klasifikasi seperti Naïve Bayes, Lazy-IBK, dan Decision Tree-J48. Hasil menunjukkan bahwa algoritma Decision Tree-J48 memiliki kinerja akurasi yang sangat baik, terutama pada dataset Thoracic Surgery dengan tingkat keakuratan mencapai 84.47% dalam uji cross-validation. Meskipun waktu pembangunan model sedikit berbeda, perbedaannya tidak signifikan. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa algoritma Decision Tree-J48 menjadi pilihan yang efektif dalam mengklasifikasikan data pada kedua dataset yang digunakan dalam penelitian ini[10].

Penelitian lainnya yang juga memfokuskan pada pemrosesan data kuisisioner mahasiswa Politeknik Baja Tegal, dengan total 84 data. Menggunakan metode Correlation Feature Selection dan algoritma J48, penelitian ini mencapai peningkatan signifikan dalam akurasi klasifikasi mahasiswa berdasarkan berbagai atribut. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa proses pemilihan atribut yang optimal, seperti yang dilakukan oleh Correlation Feature Selection, bersamaan dengan penerapan algoritma J48, menghasilkan akurasi sebesar 96.42%. Pemrosesan data dan pemilihan atribut yang cermat membuktikan memberikan kontribusi positif terhadap hasil klasifikasi mahasiswa. Studi ini memberikan dasar untuk penelitian lanjutan yang dapat lebih meningkatkan performa algoritma klasifikasi pada data prestasi mahasiswa[11].

Dalam penelitian lainnya, algoritma J48 digunakan untuk menganalisis data bencana alam di Kota Medan pada periode 2017-2018. Hasil eksperimen menunjukkan keefektifan J48 dalam memprediksi dampak bencana dengan mengidentifikasi penyebab utama, seperti pohon tua, luapan air sungai, hujan intensitas lama, hujan dan angin kencang, debit air tinggi, curah hujan, angin terlalu kencang, serta naiknya air sungai. Implementasi algoritma ini dengan menggunakan RapidMiner menghasilkan pohon keputusan yang dapat digunakan untuk mendukung upaya mitigasi bencana oleh Palang Merah Indonesia (PMI). Kesimpulan dari penelitian ini memberikan landasan penting untuk pemahaman lebih mendalam mengenai prediksi dampak bencana alam melalui pendekatan klasifikasi menggunakan algoritma J48[12].

Penerapan lainnya pada sistem penjualan di swalayan brastagi medan menghadapi beberapa kendala, terutama dalam menganalisis pola belanja pembeli. Meskipun menggunakan software aplikasi penjualan barang yang efisien, namun terdapat kelemahan dalam analisis pola belanja, menyebabkan kesalahan dalam

perkiraan kebutuhan stok barang. Untuk mengatasi permasalahan ini, maka diusulkannya penggunaan data mining dengan metode J48. Algoritma J48, yang memanfaatkan pohon keputusan, berhasil mengatasi kendala tersebut. Dengan mengelola data belanja pembeli, algoritma ini dapat memberikan prediksi yang akurat untuk menentukan barang-barang yang diminati atau diperlukan pembeli. Hasil dari pohon keputusan ini menjadi dasar untuk menentukan stok barang, meminimalkan kesalahan analisis, dan meningkatkan efisiensi sistem penjualan[13].

Pada penelitian lain terkait evaluasi akurasi klasifikasi menggunakan algoritma J48 memberikan hasil yang tinggi yaitu 99,187% memberikan gambaran visual yang jelas tentang faktor penyebab banjir di kota Medan. Pohon keputusan J48 menguraikan kompleksitas pengambilan keputusan secara efektif, dengan atribut curah hujan menjadi faktor yang paling penting. Sedangkan Naïve Bayes, meskipun sederhana dengan asumsi independensi atribut, namun mencapai akurasi tinggi sebesar 99,187% dalam mengklasifikasikan kerentanan banjir berdasarkan parameter seperti curah hujan, kemiringan, dan aliran sungai. Kombinasi kedua metode ini memungkinkan adanya pemahaman komprehensif mengenai faktor penyebab dan kerentanan banjir di kota ini[14].

Penelitian ini bertujuan merekomendasikan metode pembelajaran yang sesuai dengan profil metode belajar mahasiswa melalui implementasi Decision Tree. Data preferensi belajar, pemahaman materi, waktu belajar, kekuatan, dan kelemahan mahasiswa diproses untuk membangun model Decision Tree. Tujuan utama adalah memberikan panduan efektif bagi mahasiswa dalam memilih metode pembelajaran yang meningkatkan pemahaman dan motivasi, serta hasil belajar. Dengan mengidentifikasi pola dan hubungan antar faktor, Decision Tree memberikan rekomendasi yang personal dan sesuai kebutuhan, menciptakan pengalaman pembelajaran terpersonalisasi. Pendekatan ini berpotensi meningkatkan kualitas pendidikan dan pengembangan potensi mahasiswa di lingkungan akademik.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Pengambilan Data

Penelitian ini menggunakan dataset dari Kaggle sebagai dasar pengembangan model metode pembelajaran mahasiswa, terdiri dari 200 record dengan 9 atribut dalam format CSV. Analisis fokus pada pengolahan atribut untuk menentukan pengaruhnya terhadap hasil pembelajaran. Pengumpulan data mencakup preferensi belajar, tingkat pemahaman materi, waktu belajar, kekuatan, dan kelemahan. Dengan informasi mendalam, penelitian ini merinci profil metode belajar mahasiswa. Dataset yang beragam dari Kaggle memungkinkan analisis komprehensif terhadap berbagai tipe mahasiswa. Penyimpanan dalam format CSV memastikan keakuratan dan kehandalan dataset untuk membangun model Decision Tree tersaji pada gambar 1.

JURUSAN	SEMESTER	Listening	Discussion	Taking notes	Attendance Seminar	IPK	MOTIVASI	EFEKTIVITAS
IT	F	Terkadang	Tidak Pernah	Selalu	Tidak pernah	Sangat Memuaskan	Tinggi	rendah
IT	F	Terkadang	Selalu	Selalu	Tidak pernah	Sangat Memuaskan	Tinggi	tinggi
IT	F	Terkadang	Tidak Pernah	Terkadang	Tidak pernah	Sangat Memuaskan	Sedang	rendah
IT	F	Terkadang	Terkadang	Selalu	Tidak pernah	Sangat Memuaskan	Rendah	sedang
IT	F	Terkadang	Terkadang	Terkadang	Tidak pernah	Sangat Memuaskan	Rendah	sedang
IT	F	Terkadang	Tidak Pernah	Tidak pernah	Tidak pernah	Sangat Memuaskan	Sedang	rendah
Math	F	Selalu	Selalu	Selalu	Terkadang	Memuaskan	Sedang	tinggi
Math	F	Terkadang	Terkadang	Selalu	Tidak pernah	Memuaskan	Sedang	sedang
Math	F	Terkadang	Terkadang	Selalu	Tidak pernah	Memuaskan	Tinggi	sedang
IT	F	Terkadang	Terkadang	Terkadang	Tidak pernah	Memuaskan	Sedang	sedang
Math	F	Terkadang	Terkadang	Terkadang	Tidak pernah	Memuaskan	Tinggi	sedang
Math	F	Tidak Pernah	Selalu	Selalu	Tidak pernah	Memuaskan	Tinggi	tinggi
IT	F	Terkadang	Terkadang	Terkadang	Tidak pernah	Memuaskan	Tinggi	sedang
Math	F	Terkadang	Selalu	Selalu	Tidak pernah	Memuaskan	Sedang	tinggi
Math	F	Selalu	Tidak Pernah	Terkadang	Tidak pernah	Memuaskan	Sedang	sedang
IT	F	Terkadang	Tidak Pernah	Terkadang	Terkadang	Memuaskan	Sedang	sedang
IT	F	Terkadang	Selalu	Terkadang	Tidak pernah	Memuaskan	Sedang	tinggi
Math	F	Terkadang	Terkadang	Selalu	Terkadang	Memuaskan	Sedang	sedang
IT	F	Tidak Pernah	Selalu	Selalu	Terkadang	Memuaskan	Sedang	tinggi
IT	F	Terkadang	Terkadang	Selalu	Tidak pernah	Memuaskan	Tinggi	sedang
IT	F	Tidak Pernah	Terkadang	Selalu	terkadang	Memuaskan	Sedang	sedang

Gambar 1. Dataset

2.2. Pemodelan Data

Tahap pemodelan data ini melibatkan penerapan Algoritma J48 dan validasi silang 10 kali lipat. Validasi silang dilakukan dengan membagi dataset menjadi 10 bagian, di mana satu bagian menjadi data pengujian dan sembilan bagian lainnya menjadi data pelatihan. Proses ini diulang 10 kali untuk mendapatkan rata-rata hasil percobaan. Pendekatan ini memastikan model dapat beradaptasi dan memberikan prediksi akurat pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya, menilai kehandalan model tidak hanya pada data pelatihan tetapi juga pada data pengujian yang representatif dari keseluruhan dataset. Analisis data ini tidak hanya menerapkan algoritma tetapi juga mendalam memahami performa model dalam berbagai situasi dan kondisi data, dengan menggunakan validasi silang untuk meningkatkan tingkat generalisasi model.

2.3. Klasifikasi Data

Algoritma J48 merupakan pengembangan dari ID3, dapat mengklasifikasikan data dengan metode pohon keputusan, mempunyai kelebihan yaitu mampu menangani data numerik (kontinu) dan data diskrit, mengelola nilai d, atribut yang kurang, membuat aturan yang mudah dipahami dan dipahami. merupakan algoritma tercepat diantara algoritma yang menggunakan memori utama komputer. Dengan menerapkan beberapa contoh teknik klasifikasi, algoritma ini dapat memberikan kinerja yang baik. Dengan kelebihan diatas semoga algoritma ini dapat menangani studi kasus secara maksimal dan juga diharapkan algoritma ini memberikan akurasi dan performa yang baik[15].

Dengan membangun model berupa pohon keputusan, algoritma menggunakan metode teoritis untuk memperoleh informasi gain. Pemilihan atribut akan diproses menggunakan informasi gain yang diperoleh. Jika kita memilih atribut untuk membagi suatu objek menjadi beberapa kelas, kita harus memilih atribut yang memberikan manfaat informasi gain terbesar. Sebelum menghitung gain, kita harus menghitung terlebih dahulu nilai entropinya. Entropi adalah parameter yang digunakan untuk mengukur heterogenitas (keberagaman) suatu sampel data. Jika sampel datanya lebih heterogen maka nilai entropinya akan semakin besar[16]. Rumus entropi adalah:

$$Entropy(S) = \sum_{i=0}^n -\pi * \log_2 \pi i \quad (1)$$

Merupakan rumus yang digunakan dalam perhitungan entropy yang digunakan untuk menentukan seberapa informatif atribut tersebut. Berikut keterangannya:

S : Himpunan kasus

N : Jumlah partial S

Pi : Jumlah kasus pada partisi ke-i

Setelah nilai entropy diperoleh maka langkah selanjutnya adalah menghitung gain untuk mengukur efektifitas suatu atribut dalam mengklasifikasi data. Gain dihitung dengan menggunakan rumus:

$$Gain(S, A) = Entropy(S) - \sum v \text{Evalues}(A) \frac{Sv}{S} * Entropy(Sv) \quad (2)$$

Merupakan rumus yang digunakan dalam perhitungan gain setelah melakukan perhitungan entropy. Berikut keterangannya:

S : Himpunan kasus

N : Jumlah partisi atribut A

|Si| : Jumlah kasus pada partisi ke-i

|S| : Jumlah kasus dalam S

2.4. Pengujian Metode

Penelitian ini mengusung pendekatan eksperimental dengan dukungan analisis data menggunakan WEKA. Proses awal melibatkan seleksi atribut dengan metode Corelation Feature Selection, bertujuan membersihkan dan memfokuskan dataset. Langkah berikutnya adalah klasifikasi menggunakan algoritma J48, pohon keputusan yang tidak hanya akurat tetapi juga menyajikan aturan keputusan yang jelas. Dengan menggabungkan seleksi atribut dan algoritma klasifikasi, penelitian ini berupaya mencapai hasil optimal dalam menganalisis pola data dan memberikan kontribusi pada efektivitas metode pembelajaran mahasiswa.

2.5. Evaluasi dan Validasi

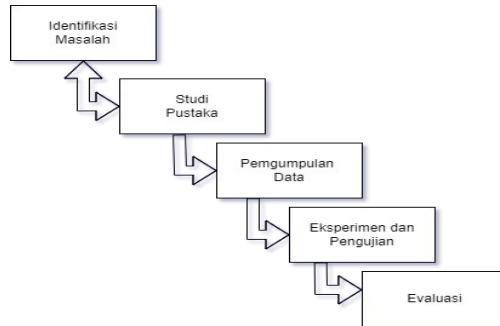
Evaluasi dan validasi sistematis ini mencakup langkah-langkah cermat untuk mengukur keakuratan analisis data, termasuk penggunaan Algoritma J48. Pendekatan yang dilakukan dalam evaluasi ini menggunakan matriks konfusi sebagai alat untuk memeriksa keakuratan metode, memberikan gambaran hasil analisis secara utuh. Matriks konfusi terdiri dari empat elemen utama yaitu true positif (TP), true negative (TN), false positive (FP), dan false negative (FN) yang masing-masing memerinci klasifikasi data positif dan data negatif. Dari matriks konfusi, nilai presisi dan tingkat kesalahan kemudian dihitung untuk memberikan perspektif yang lebih rinci mengenai kinerja metode[17].

Dari confusion matrix diperoleh nilai accuracy. Rumus accuracy ada di bawah ini:

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \times 100\% \quad (1)$$

2.6. Alur Penelitian

Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan beberapa tahap sesuai yang dijelaskan tersaji pada gambar 2.



Gambar 2. Alur penelitian

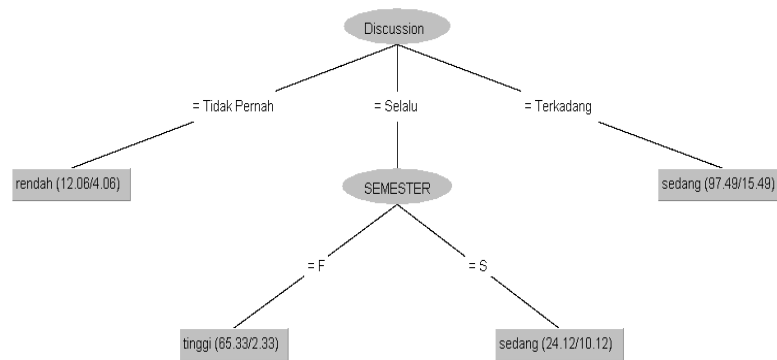
Penjabaran tahapan penelitian pada gambar 2 di atas adalah:

- Identifikasi Masalah: Tahap pertama dalam penelitian adalah menganalisis masalah saat ini dan mengusulkan solusi yang diharapkan untuk menyelesaikan masalah.
- Studi Pustaka: Tahap ini mencakup membaca dan mempelajari buku, jurnal, artikel, dan jenis literatur lainnya untuk digunakan sebagai referensi atau rujukan dalam penelitian ini.
- Pengumpulan Data: Penelitian ini menggunakan 200 dataset, data dikumpulkan melalui platform penyedia kumpulan data Kaggle. Data dikumpulkan berdasarkan atribut yang diperlukan, kemudian diolah untuk membentuk kumpulan data yang sesuai dengan atribut yang dibutuhkan.
- Eksperimen dan pengujian dilakukan menggunakan metode Algoritma J48 dengan bantuan alat Weka.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

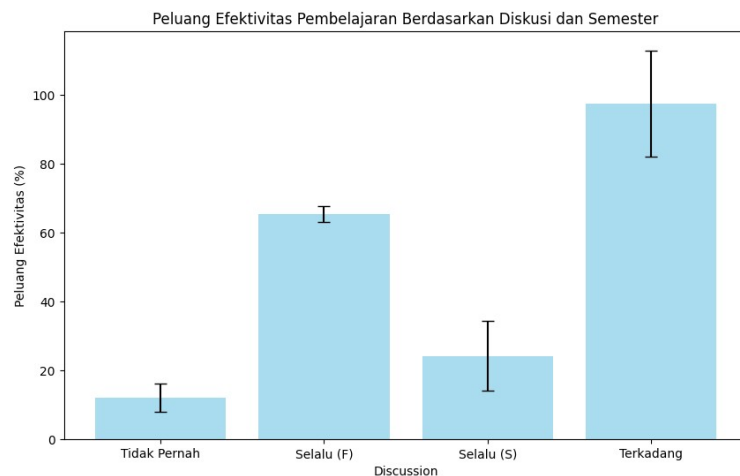
Pada tahap analisis hasil eksperimen dengan mengatur parameter $\text{minObj} = 10$ (minObj adalah jumlah minimum data untuk setiap "daun" pada pohon J48), fokus utama penelitian ini adalah untuk menentukan faktor yang secara signifikan memengaruhi efektivitas mahasiswa dalam metode pembelajaran. Hasil penelitian menunjukkan bahwa faktor yang dominan dalam menentukan efektivitas tinggi mahasiswa adalah SEMESTER F, sebagaimana tergambar pada Gambar 3. Dengan menerapkan 10-fold cross-validation, akurasi model yang dihasilkan mencapai 83,9196%. Untuk memperoleh model yang lebih sederhana, hasil eksperimen ini menunjukkan bahwa penggunaan pohon keputusan dengan aturan yang lebih terfokus dapat memberikan interpretasi yang lebih mudah dipahami.

Analisis pohon keputusan pada Gambar 3 juga menggambarkan bahwa atribut "IPK" tidak secara signifikan relevan dengan efektivitas pembelajaran mahasiswa. Sebaliknya, atribut "Discussion" memiliki pengaruh yang lebih nyata, khususnya ketika semester memiliki hasil yang baik, maka efektivitas pembelajaran cenderung tinggi. Temuan ini memberikan wawasan mendalam tentang faktor-faktor kunci yang dapat diidentifikasi dan diperhatikan dalam meningkatkan efektivitas pembelajaran mahasiswa. Dengan memahami relasi antar atribut ini, institusi pendidikan dapat mengambil langkah-langkah yang lebih terarah untuk meningkatkan pengalaman belajar mahasiswa. Hasil J48 Tree tersaji pada gambar 3.



Gambar 3. Hasil J48 Tree

Berdasarkan hasil analisis pohon keputusan yang terdapat pada Gambar 3, ditemukan sejumlah rules yang digunakan untuk menjelaskan pengaruh atribut "Discussion" terhadap efektivitas pembelajaran mahasiswa. Berikut adalah detail dari masing-masing rule tersaji pada gambar 4.



Gambar 4. Peluang efektivitas

1. Jika atribut "Discussion" memiliki nilai "Tidak Pernah," maka peluang efektivitas pembelajaran mahasiswa adalah rendah, dengan nilai peluang sebesar 12.06 dan deviasi 4.06. Rule ini menunjukkan bahwa mahasiswa yang jarang atau tidak pernah berdiskusi cenderung memiliki tingkat efektivitas pembelajaran yang lebih rendah.
2. Jika atribut "Discussion" memiliki nilai "Selalu," maka pengaruhnya tergantung pada nilai atribut "SEMESTER":
 - A. Jika "SEMESTER" adalah "F," maka peluang efektivitas pembelajaran mahasiswa adalah tinggi, dengan nilai peluang sebesar 65.33 dan deviasi 2.33. Rule ini mengindikasikan bahwa mahasiswa yang selalu berdiskusi, terutama pada semester pertama (F), cenderung memiliki tingkat efektivitas pembelajaran yang tinggi.
 - B. Jika "SEMESTER" adalah "S," maka peluang efektivitas pembelajaran mahasiswa adalah sedang, dengan nilai peluang sebesar 24.12 dan deviasi 10.12. Rule ini menunjukkan bahwa mahasiswa yang selalu berdiskusi pada semester berikutnya (S) memiliki tingkat efektivitas pembelajaran yang lebih rendah dibandingkan dengan semester pertama.
3. Jika atribut "Discussion" memiliki nilai "Terkadang," maka peluang efektivitas pembelajaran mahasiswa adalah sedang, dengan nilai peluang sebesar 97.49 dan deviasi 15.49. Rule ini menggambarkan bahwa mahasiswa yang berdiskusi terkadang cenderung memiliki tingkat efektivitas pembelajaran yang moderat, namun dengan variasi yang cukup signifikan.

Penemuan ini memberikan pemahaman yang lebih mendalam tentang cara atribut "Discussion" dan "SEMESTER" berinteraksi dalam mempengaruhi efektivitas pembelajaran mahasiswa. Dengan memahami rules ini, institusi pendidikan dapat mengambil langkah-langkah yang lebih spesifik untuk meningkatkan interaksi dan efektivitas pembelajaran mahasiswa.

Rules yang dihasilkan dari analisis pohon keputusan memberikan gambaran detail mengenai penilaian efektivitas pembelajaran mahasiswa berdasarkan partisipasi dalam diskusi yang dapat dilihat pada gambar 5. Berikut adalah rincian lebih lanjut terkait setiap rule:

1. Jika "Discussion" adalah "Tidak Pernah":

- A. Penilaian: "Rendah"
 - B. Skor Peluang: 12.06
 - C. Skor Deviasi Standar: 4.06
 - D. Interpretasi: Mahasiswa yang tidak pernah berpartisipasi dalam diskusi cenderung mendapatkan penilaian "rendah" untuk efektivitas pembelajaran, dengan skor peluang dan deviasi standar yang mencerminkan tingkat kepastian dan variasi.
2. Jika "Discussion" adalah "Selalu":
- A. Jika "SEMESTER" adalah "F" (First):
 - a) Penilaian: "Tinggi"
 - b) Skor Peluang: 65.33
 - c) Skor Deviasi Standar: 2.33
 - B. Jika "SEMESTER" adalah "S" (Second):
 - a) Penilaian: "Sedang"
 - b) Skor Peluang: 24.12
 - c) Skor Deviasi Standar: 10.12
 - d) Interpretasi: Mahasiswa yang selalu berpartisipasi dalam diskusi memiliki penilaian efektivitas pembelajaran yang berbeda tergantung pada semester. Jika diskusi terjadi pada semester pertama (F), penilaian cenderung "tinggi," sedangkan pada semester kedua (S), penilaian cenderung "sedang."
3. Jika "Discussion" adalah "Terkadang":
- A. Penilaian: "Sedang"
 - B. Skor Peluang: 97.49
 - C. Skor Deviasi Standar: 15.49
 - D. Interpretasi: Mahasiswa yang terkadang berpartisipasi dalam diskusi cenderung mendapatkan penilaian efektivitas pembelajaran "sedang," dengan skor peluang dan deviasi standar yang menunjukkan tingkat kepastian dan variasi.

Discussion	SEMESTER	Peluang	Deviasi
Tidak Pernah	-	12.06	4.06
Selalu	F	65.33	2.33
Selalu	S	24.12	10.12
Terkadang	-	97.49	15.49

Gambar 5. Role pohon keputusan

dengan pemahaman mendalam tentang rules ini, institusi pendidikan dapat mengidentifikasi pola partisipasi dalam diskusi yang berkontribusi terhadap efektivitas pembelajaran mahasiswa. Hal ini memungkinkan pengambilan keputusan yang lebih terarah dalam meningkatkan kualitas pembelajaran dan memberikan dukungan yang lebih spesifik kepada mahasiswa untuk mencapai tingkat efektivitas yang diinginkan. Hasil Confusion Matrik tersaji pada tabel 1.

Tabel 1. Confusion Matrik

True Values					
Rendah	Tinggi	Sedang	T		
8	1	3	0	Rendah	Pre diction
1	63	22	0	Tinggi	
3	1	96	0	Sedang	
0	0	1	0	T	

Berdasarkan hasil diatas klasifikasi berdasarkan hasil matriks konfusi Terdapat 8 contoh mahasiswa yang memiliki strategi pembelajaran sebenarnya "rendah" dan model berhasil mengklasifikasikannya dengan benar. Tetapi, terdapat 1 contoh mahasiswa yang sebenarnya memiliki strategi "rendah" namun salah diklasifikasikan oleh model sebagai "tinggi." Sebanyak 3 contoh mahasiswa yang sebenarnya memiliki strategi "rendah" juga salah diklasifikasikan oleh model sebagai "sedang." Satu contoh mahasiswa yang memiliki strategi "tinggi" diperkirakan secara keliru oleh model sebagai "rendah." Tidak ada contoh mahasiswa yang tergolong dalam kategori "tidak terdefinisi" yang didefinisikan dalam matrik.

4. KESIMPULAN

Saat menilai partisipasi siswa dalam diskusi, trennya bervariasi berdasarkan tingkat partisipasi dan semester. Siswa yang tidak pernah berpartisipasi dinilai "rendah" (rata-rata: 12,06, kisaran: 4,06). Mahasiswa yang tetap aktif mendapat peringkat "tinggi" pada semester pertama (rata-rata: 65,33, kisaran: 2,33) dan "sedang" pada semester kedua (median: 24,12, kisaran: 10,12). Siswa yang berpartisipasi kadang-kadang menerima peringkat "sedang" dengan skor rata-rata 97,49 tetapi standar deviasinya tinggi (15,49). Strategi keterlibatan harus disesuaikan dengan semester dan konteks, dengan standar deviasi yang menunjukkan perbedaan dalam penilaian. Analisis ini memberikan wawasan untuk perencanaan strategi pembelajaran yang lebih tepat.

5. SARAN

Berdasarkan hasil analisis menggunakan metode J48 (pohon keputusan) dan data masukan, dapat diberikan beberapa saran untuk meningkatkan efektivitas pemilihan metode dan strategi pembelajaran pada saat mengikuti diskusi siswa. Pertama, lembaga pendidikan harus mempersonalisasikan strategi pembelajarannya dengan mempertimbangkan preferensi belajar masing-masing individu, waktu yang tersedia, serta kekuatan dan kelemahannya. Mendorong partisipasi aktif dalam diskusi, khususnya pada semester pertama, juga dapat meningkatkan motivasi dan keterlibatan mahasiswa. Penyesuaian strategi pada semester kedua dan fokus pada mahasiswa yang sesekali berpartisipasi merupakan langkah penting, dan perlu dilakukan penilaian ulang terhadap atribut "IPK". Selain itu, pemberian bimbingan dan nasehat serta monitoring dan evaluasi yang berkelanjutan dapat membantu siswa memahami hasil analisis dan meningkatkan pemilihan strategi pembelajaran yang sesuai dengan kebutuhan dan potensinya. Secara keseluruhan, rekomendasi-rekomendasi ini akan membantu meningkatkan efektivitas pendidikan dengan mempertimbangkan keragaman siswa dan konteks pembelajaran..

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. K. Dewi and I. Soraya, "Pengaruh Penerapan Aplikasi SIDIA terhadap Penyelenggaraan Pendidikan Nonformal pada Masa Pandemi Covid-19 di TPQ Se-Kecamatan Gubeng Kota Surabaya," *J. Kependidikan Islam*, vol. 11, no. 2, pp. 223-239, 2021, doi: 10.15642/jkpi.2021.11.2.223-239.
- [2] A. Akbar and N. Noviani, "Tantangan dan Solusi dalam Perkembangan Teknologi Pendidikan di Indonesia," *Pros. Semin. Nas. Pendidik. Progr. Pascasarj. Univ. Pгри Palembang*, vol. 2, no. 1, pp. 18-25, 2019.
- [3] Z. Siregar and T. B. Marpaung, "Pemanfaatan Teknologi Informasi dan Komunikasi (TIK) Dalam Pembelajaran di Sekolah," *BEST J. (Biology Educ. Sains Technol.)*, vol. 3, no. 1, pp. 61-69, 2020, doi: 10.30743/best.v3i1.2437.
- [4] I. A. Huda, "Perkembangan Teknologi Informasi Dan Komunikasi (Tik) Terhadap Kualitas Pembelajaran Di Sekolah Dasar," *J. Pendidik. dan Konseling*, vol. 2, no. 1, pp. 121-125, 2020, doi: 10.31004/jpdk.v1i2.622.
- [5] M. S. Dr. Nursalam and M. P. Suardi, *STRATEGI PEMBELAJARAN Sebuah Ide Pembelajaran Inovatif Di Sekolah*. Makasar, 2015. [Online]. Available: https://library.unismuh.ac.id/uploaded_files/temporary/DigitalCollection/MzBiM2FiMGVmODhhNmI3YTc2N2MzOWE0ODQwODc2MzcyNjg4OWNINQ==.pdf
- [6] D. Pramadhana, "Klasifikasi Penyakit Diabetes Menggunakan Metode CFS dan ROS dengan Algoritma J48 Berbasis Adaboost," *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 5, no. 1, pp. 89-98, 2021, doi: 10.29408/edumatic.v5i1.3336.

- [7] F. J. Kaunang, "Penerapan Algoritma J48 Decision Tree Untuk Analisis Tingkat Kemiskinan di Indonesia," *CogITo Smart J.*, vol. 4, no. 2, pp. 348–357, 2019, doi: 10.31154/cogito.v4i2.141.348-357.
- [8] I. Lishania, R. Goejantoro, and Y. N. Nasution, "Perbandingan Klasifikasi Metode Naive Bayes dan Metode Decision Tree Algoritma (J48) pada Pasien Penderita Penyakit Stroke di RSUD Abdul Wahab Sjahranie Samarinda," *J. Eksponensial*, vol. 10, no. 2, pp. 135–142, 2019, [Online]. Available: <http://jurnal.fmipa.unmul.ac.id/index.php/exponensial/article/view/571>
- [9] S. Agustiani, A. Mustopa, A. Saryoko, W. Gata, and S. K. Wildah, "Penerapan Algoritma J48 Untuk Deteksi Penyakit Tiroid," *Paradig. - J. Komput. dan Inform.*, vol. 22, no. 2, pp. 153–160, 2020, doi: 10.31294/p.v22i2.8174.
- [10] I. Rukmana, A. Rasheda, F. Fathulhuda, M. R. Cahyadi, and F. Fitriyani, "Analisis Perbandingan Kinerja Algoritma Naïve Bayes, Decision Tree-J48 dan Lazy-IBK," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 3, p. 1038, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i3.3055.
- [11] D. Pramadhana, R. Rendi, and R. Robiyanto, "Peningkatan Algoritma J48 Untuk Klasifikasi Hasil Prestasi Mahasiswa Selama Proses Pembelajaran Secara Daring Menggunakan CFS Dan Adaboost," *J. Informatics Inf. Syst. Softw. Eng. Appl.*, vol. 5, no. 1, pp. 17–26, 2022, doi: 10.20895/inista.v5i1.853.
- [12] D. S. Lumbansiantar, "Analisa Data Bencana Alam Untuk Prediksi Dampak Yang Ditimbulkan Dengan Algoritma J48 (Studi Kasus : Palang Merah Indonesia)," *KOMIK (Konferensi Nas. Teknol. Inf. dan Komputer)*, vol. 3, no. 1, pp. 25–29, 2019, doi: 10.30865/komik.v3i1.1562.
- [13] N. S. Pakpahan, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma J48 Dalam Menentukan Pola Itemset Belanja Pembeli (Study Kasus: Swalayan Brastagi Medan)," *J. Comput. Informatics Res.*, vol. 1, no. 1, pp. 7–13, 2021, [Online]. Available: <https://journal.fkpt.org/index.php/comforch/article/view/111%0Ahttps://journal.fkpt.org/index.php/comforch/article/download/111/83>
- [14] Y. Tasya, R. A. Putri, P. Studi, I. Komputer, U. Islam, and N. Sumatera, "CLASSIFICATION OF FLOOD VULNERABILITY IN MEDAN AREA USING," vol. 6, 2023.
- [15] R. P. Ramadhan and T. Desyani, "Implementasi Algoritma J48 Untuk Identifikasi Website Phising," *BINER J. Ilmu Komput. ...*, vol. 1, no. 2, pp. 46–54, 2023, [Online]. Available: <https://journal.mediapublikasi.id/index.php/Biner/article/view/2557%0Ahttps://journal.mediapublikasi.id/index.php/Biner/article/download/2557/1331>
- [16] D. A. P. Situmorang and G. L. Ginting, "Penerapan Data Mining Algoritma J48 Untuk Mengidentifikasi Faktor-Faktor Kecelakaan Kerja," *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 7, no. 5, pp. 530–536, 2020, doi: 10.30865/jurikom.v7i4.2277.
- [17] I. Kurniawan and A. Susanto, "Implementasi Metode K-Means dan Naïve Bayes Classifier untuk Analisis Sentimen Pemilihan Presiden (Pilpres) 2019," *Eksplora Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 1–10, 2019, doi: 10.30864/eksplora.v9i1.237.