

Learning Analytics Berbasis Explainable AI untuk Personalisasi Pembelajaran Adaptif Menggunakan Rule-Based Reasoning dan CoCoSo

Daffa Ferdinan ^{1*}, I Gede Susrama Mas Diyasa ², Ardhon Rakhmadi ³

¹ Program Studi Informatika; Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur; Jalan Raya Rungkut Madya No. 1, Gunung Anyar, Surabaya, Jawa Timur
e-mail: 22081010262@student.upnjatim.ac.id, igsusrama.if@upnjatim.ac.id,
ardhon.rakhmadi.fasilkom@upnjatim.ac.id

* Korespondensi: e-mail: 22081010262@student.upnjatim.ac.id

Diterima: 13-07-2026; Review: 16-07-2026; Disetujui: 17-07-2026

Abstrak: Sistem *adaptive learning* semakin berkembang sebagai pendekatan untuk mendukung pembelajaran yang dipersonalisasi melalui pemanfaatan data aktivitas belajar. Meskipun demikian, implementasi saat ini masih menghadapi permasalahan utama, yaitu tingginya penggunaan model *black-box* yang membuat proses pengambilan keputusan tidak transparan bagi guru. Selain itu, sistem yang ada umumnya hanya mengandalkan indikator tunggal seperti nilai akademik, sehingga gagal menyediakan mekanisme multikriteria untuk memprioritaskan intervensi pembelajaran bagi siswa yang paling membutuhkan. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, penelitian ini mengusulkan Adaptive Learning Intelligence Framework (ALIF) yang mengintegrasikan Learning Analytics, Rule-Based Reasoning, Combined Compromise Solution (CoCoSo), dan Explainable Artificial Intelligence (XAI) dalam satu kerangka pengambilan keputusan. Data penelitian diperoleh dari Learning Management System (LMS) yang mencakup nilai kuis, durasi belajar, penyelesaian materi, aktivitas pembelajaran, frekuensi remedial, dan riwayat rekomendasi siswa. Seluruh data dianalisis menggunakan Learning Analytics untuk membentuk Adaptive Learning Intelligence Index (ALII) sebagai representasi kondisi belajar siswa. Selanjutnya, rekomendasi pembelajaran dihasilkan melalui mekanisme Rule-Based Reasoning, diprioritaskan menggunakan CoCoSo, dan disertai penjelasan berbasis XAI untuk meningkatkan transparansi keputusan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ALIF mampu mentransformasikan data aktivitas pembelajaran menjadi rekomendasi yang lebih adaptif, objektif, dan mudah diinterpretasikan sehingga mendukung pengambilan keputusan guru secara berbasis bukti. Kebaruan penelitian terletak pada pengembangan kerangka terpadu yang menghubungkan analitik pembelajaran, inferensi berbasis aturan, pemeringkatan multikriteria, dan Explainable Artificial Intelligence dalam satu arsitektur Intelligent Educational Decision Support System yang mendukung personalisasi pembelajaran secara lebih transparan dan terstruktur.

Keywords: Adaptive Learning, CoCoSo, Explainable Artificial Intelligence, Learning Analytics, Rule-Based Reasoning.

Abstract: Adaptive learning systems are increasingly evolving as an approach to support personalized learning by utilizing learning activity data. Nevertheless, current implementations still face major problems: the widespread use of black-box models makes the decision-making process non-transparent for teachers. Furthermore, existing systems generally rely on single indicators such as academic scores, failing to provide a multi-criteria mechanism to systematically prioritize learning interventions for the students who need them most. To overcome these problems, this research proposes the Adaptive Learning Intelligence Framework (ALIF), which integrates Learning Analytics, Rule-Based Reasoning, the Combined Compromise Solution (CoCoSo), and Explainable Artificial Intelligence (XAI) into a single

decision-making framework. The research data were obtained from a Learning Management System (LMS), encompassing quiz scores, learning duration, material completion, learning activities, remedial frequency, and student recommendation history. All data were analyzed using Learning Analytics to form the Adaptive Learning Intelligence Index (ALII) as a representation of students' learning conditions. Furthermore, learning recommendations are generated through a Rule-Based Reasoning mechanism, prioritized using CoCoSo, and accompanied by XAI-based explanations to enhance decision transparency. The results indicate that ALIF is capable of transforming learning activity data into more adaptive, objective, and easily interpretable recommendations, thereby supporting evidence-based decision-making for teachers. The novelty of this research lies in the development of an integrated framework that connects learning analytics, rule-based inference, multi-criteria ranking, and Explainable Artificial Intelligence within a single Intelligent Educational Decision Support System architecture, which supports personalized learning in a more transparent and structured manner.

Keywords: Adaptive Learning, CoCoSo, Explainable Artificial Intelligence, Learning Analytics, Rule-Based Reasoning.

1. Pendahuluan

Perkembangan Artificial Intelligence (AI) telah mendorong transformasi pendidikan menuju pembelajaran yang lebih adaptif, personal, dan berbasis data. Seiring dengan semakin luasnya implementasi Learning Management System (LMS), institusi pendidikan menghasilkan data aktivitas belajar dalam jumlah besar yang dapat dimanfaatkan melalui Learning Analytics untuk memahami perilaku belajar siswa, mengevaluasi efektivitas proses pembelajaran, serta mendukung pengambilan keputusan berbasis bukti [1], [2]. Pemanfaatan data tersebut membuka peluang bagi pengembangan sistem pembelajaran yang tidak hanya mampu memantau kemajuan belajar, tetapi juga memberikan rekomendasi yang lebih sesuai dengan kebutuhan setiap siswa. Meskipun demikian, sebagian besar penelitian di bidang Learning Analytics masih berfokus pada analisis perilaku belajar dan prediksi performa akademik tanpa menghasilkan rekomendasi pembelajaran yang transparan maupun mudah dipahami oleh guru dan siswa [3], [4]. Di sisi lain, pendekatan Adaptive Learning telah banyak diterapkan untuk mempersonalisasi materi, strategi, dan aktivitas pembelajaran sesuai karakteristik peserta didik, serta terbukti mampu meningkatkan keterlibatan dan hasil belajar [5]. Namun, implementasinya masih didominasi oleh model black-box, sehingga proses pengambilan keputusan sulit diinterpretasikan, mengurangi transparansi, dan membatasi akuntabilitas dalam praktik pendidikan [6], [7].

Keterbatasan tersebut semakin terlihat ketika sistem harus menentukan prioritas intervensi pembelajaran. Sebagian besar pendekatan yang ada masih mengandalkan satu indikator utama, seperti nilai akademik, sehingga belum mampu merepresentasikan kondisi belajar siswa secara komprehensif. Padahal, kebutuhan intervensi dipengaruhi oleh berbagai aspek, termasuk aktivitas belajar, durasi pembelajaran, penyelesaian materi, maupun riwayat remedial. Oleh karena itu, pengambilan keputusan yang lebih objektif memerlukan pendekatan yang mampu mengintegrasikan berbagai indikator pembelajaran secara simultan.

Perkembangan Explainable Artificial Intelligence (XAI) dan metode Multi-Criteria Decision Making (MCDM), khususnya Combined Compromise Solution (CoCoSo), memberikan peluang untuk mengatasi keterbatasan tersebut. XAI meningkatkan transparansi dengan menjelaskan dasar pengambilan keputusan sistem, sedangkan CoCoSo memungkinkan penentuan prioritas berdasarkan banyak kriteria secara lebih seimbang dan objektif [8], [9]. Meskipun demikian, penelitian yang mengintegrasikan Learning Analytics, Rule-Based Reasoning, CoCoSo, dan Explainable Artificial Intelligence ke dalam satu kerangka pembelajaran adaptif masih sangat terbatas.

Berdasarkan kesenjangan tersebut, penelitian ini mengusulkan Adaptive Learning Intelligence Framework (ALIF) yang mengintegrasikan Learning Analytics, Adaptive Learning Intelligence Index (ALII), Rule-Based Reasoning, Combined Compromise Solution (CoCoSo), dan Explainable Artificial Intelligence (XAI) dalam satu arsitektur pengambilan keputusan. Melalui framework ini, data aktivitas belajar yang diperoleh dari LMS diolah menjadi rekomendasi pembelajaran yang adaptif, transparan, dan terprioritas sehingga dapat membantu guru menentukan strategi intervensi secara lebih objektif, konsisten, dan berbasis bukti.

Kontribusi penelitian ini mencakup tiga aspek utama. Pertama, penelitian ini mengembangkan Adaptive Learning Intelligence Framework (ALIF) sebagai arsitektur terpadu untuk mendukung pembelajaran adaptif berbasis data. Kedua, penelitian ini memperluas peran Learning Analytics dari sekadar alat analisis perilaku belajar menjadi Intelligent Educational Decision Support System melalui integrasi Rule-Based Reasoning, CoCoSo, dan Explainable Artificial Intelligence. Ketiga, penelitian ini menghadirkan mekanisme rekomendasi pembelajaran yang transparan, dapat dijelaskan, dan memiliki prioritas intervensi yang jelas sehingga mampu mendukung pengambilan keputusan pembelajaran secara lebih efektif dan akuntabel.

2. Tinjauan Pustaka

2.1 Learning Analytics in Education

Learning Analytics (LA) memanfaatkan data aktivitas belajar yang dihasilkan oleh Learning Management System (LMS) untuk memahami perilaku siswa, mengevaluasi proses pembelajaran, serta memprediksi performa akademik [1], [2]. Berbagai penelitian menunjukkan bahwa Learning Analytics berkontribusi dalam mendukung pengambilan keputusan berbasis data melalui analisis nilai kuis, aktivitas belajar, durasi pembelajaran, dan penyelesaian materi. Namun, sebagian besar implementasi masih berorientasi pada analisis dan prediksi, sehingga belum mampu menghasilkan rekomendasi pembelajaran yang adaptif dan dapat dijelaskan kepada pengguna.

2.2 Adaptive Learning and Explainable Artificial Intelligence

Adaptive Learning mempersonalisasi materi dan strategi pembelajaran berdasarkan karakteristik masing-masing siswa sehingga mampu meningkatkan efektivitas proses belajar [5]. Perkembangan Artificial Intelligence in Education (AIED) memperkuat pendekatan ini melalui pemanfaatan model kecerdasan buatan untuk menghasilkan rekomendasi pembelajaran. Meskipun demikian, sebagian besar model masih bersifat *black-box*, sehingga proses pengambilan keputusan sulit dipahami oleh guru maupun siswa [6]. Oleh karena itu, Explainable Artificial Intelligence (XAI) menjadi komponen penting untuk meningkatkan transparansi, akuntabilitas, dan kepercayaan terhadap sistem rekomendasi pembelajaran [7].

2.3 Rule-Based Reasoning and CoCoSo

Selain menghasilkan rekomendasi yang akurat, sistem pembelajaran adaptif juga memerlukan mekanisme pengambilan keputusan yang transparan dan mampu menentukan prioritas intervensi. Rule-Based Reasoning (RBR) menyediakan proses inferensi berbasis aturan yang mudah dipahami dan divalidasi, sedangkan Combined Compromise Solution (CoCoSo) sebagai metode Multi-Criteria Decision Making (MCDM) memungkinkan pemeringkatan alternatif berdasarkan beberapa indikator secara simultan [9]. Kombinasi kedua pendekatan tersebut berpotensi menghasilkan rekomendasi yang lebih objektif, konsisten, dan mudah diinterpretasikan dibandingkan pendekatan berbasis satu indikator.

2.4 Research Gap and Research Position

Kajian literatur menunjukkan bahwa penelitian sebelumnya umumnya mengembangkan Learning Analytics, Adaptive Learning, Explainable Artificial Intelligence, Rule-Based Reasoning, dan Multi-Criteria Decision Making secara terpisah. Sebagian besar penelitian berfokus pada prediksi performa akademik tanpa menyediakan mekanisme rekomendasi yang transparan maupun prioritas intervensi berbasis banyak kriteria. Selain itu, penerapan CoCoSo dalam sistem pembelajaran adaptif masih sangat terbatas. Untuk mengatasi kesenjangan tersebut, penelitian ini mengusulkan Adaptive Learning Intelligence Framework (ALIF) yang mengintegrasikan Learning Analytics, Adaptive Learning Intelligence Index (ALII), Rule-Based Reasoning, CoCoSo, dan Explainable Artificial Intelligence dalam satu arsitektur terpadu guna menghasilkan rekomendasi pembelajaran yang adaptif, terprioritas, transparan, dan mudah diinterpretasikan.

Tabel 1. Research Gap dan Posisi Penelitian

Penelitian Sebelumnya	Keterbatasan	Gap Penelitian	Kontribusi Penelitian Ini
Learning Analytics banyak digunakan untuk prediksi performa akademik	Belum menghasilkan rekomendasi pembelajaran adaptif	Integrasi Learning Analytics dengan sistem rekomendasi masih terbatas	Mengembangkan Adaptive Learning Intelligence Framework (ALIF) berbasis Learning Analytics

Adaptive Learning mampu mempersonalisasi pembelajaran	Mekanisme rekomendasi masih kurang transparan	Explainable AI belum terintegrasi secara komprehensif	Menghasilkan rekomendasi yang disertai penjelasan (<i>Explainable Recommendation</i>)
Explainable AI meningkatkan interpretabilitas model	Fokus pada interpretasi model prediksi	Belum mendukung keputusan pembelajaran adaptif	Mengintegrasikan Explainable AI ke dalam sistem pendukung keputusan pembelajaran
Rule-Based Reasoning menghasilkan inferensi yang transparan	Tidak memiliki mekanisme prioritas alternatif	Belum dikombinasikan dengan MCDM	Menggabungkan Rule-Based Reasoning dengan CoCoSo
CoCoSo efektif untuk pemeringkatan multikriteria	Penerapan pada bidang pendidikan masih terbatas	Belum digunakan untuk prioritas intervensi pembelajaran	Menerapkan CoCoSo untuk menentukan prioritas intervensi pembelajaran adaptif
Penelitian sebelumnya menggunakan pendekatan yang terpisah	Tidak tersedia framework yang terintegrasi	Belum ada integrasi Learning Analytics, XAI, RBR, dan CoCoSo	Mengusulkan Adaptive Learning Intelligence Framework (ALIF) sebagai framework terpadu

Novelty Penelitian

Penelitian ini mengusulkan Adaptive Learning Intelligence Framework (ALIF) sebagai kerangka kerja terpadu yang mengintegrasikan Learning Analytics, Adaptive Learning Intelligence Index (ALII), Rule-Based Reasoning, Combined Compromise Solution (CoCoSo), dan Explainable Artificial Intelligence (XAI) untuk menghasilkan rekomendasi pembelajaran yang adaptif, transparan, dan terprioritas. Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang umumnya berfokus pada analisis, prediksi, atau personalisasi secara terpisah, ALIF menghubungkan analisis perilaku belajar, inferensi berbasis aturan, pemeringkatan multikriteria, dan mekanisme explainability dalam satu alur pengambilan keputusan. Dengan demikian, framework ini memperluas peran Learning Analytics dari alat analisis menjadi Intelligent Educational Decision Support System yang mendukung guru dalam menentukan intervensi pembelajaran secara objektif, berbasis bukti, dan mudah diinterpretasikan.

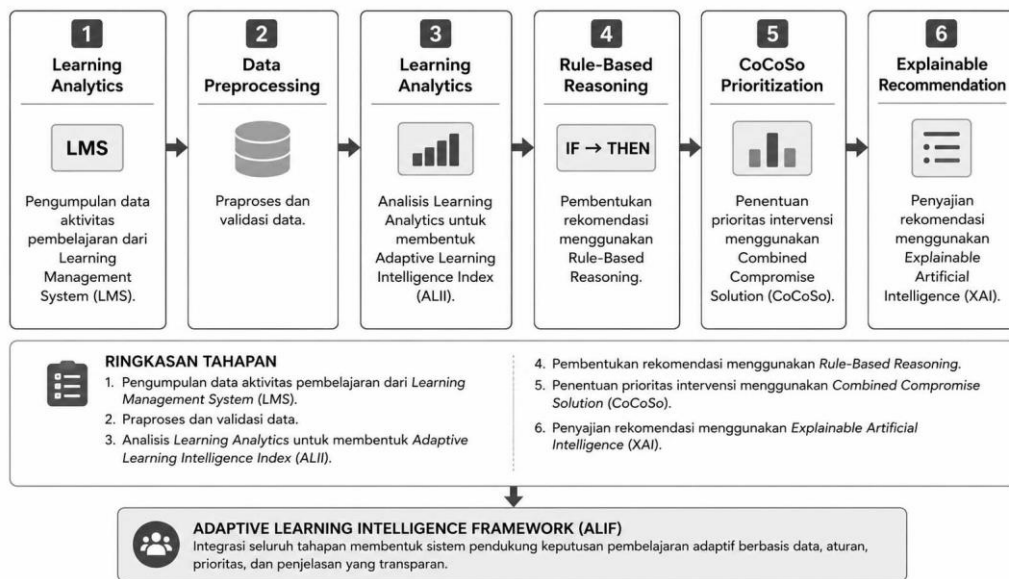
3. Metode Penelitian

3.1 Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan **Design Science Research (DSR)** untuk mengembangkan dan mengevaluasi **Adaptive Learning Intelligence Framework (ALIF)** sebagai sistem pendukung keputusan pembelajaran adaptif. Pendekatan DSR dipilih karena memungkinkan pengembangan artefak berupa framework yang mengintegrasikan **Learning Analytics**, **Adaptive Learning Intelligence Index (ALII)**, **Rule-Based Reasoning (RBR)**, **Combined Compromise Solution (CoCoSo)**, dan **Explainable Artificial Intelligence (XAI)** ke dalam satu arsitektur yang dapat direproduksi. Berbeda dengan sistem rekomendasi konvensional yang hanya menghasilkan prediksi, ALIF dirancang untuk menghasilkan rekomendasi pembelajaran yang adaptif, transparan, serta mendukung pengambilan keputusan guru secara objektif.

3.2 Kerangka Penelitian

Framework penelitian terdiri atas enam tahapan utama, yaitu:



Gambar 1. Research Framework

3.3 Dataset dan Persiapan Data

Data aktivitas pembelajaran dikumpulkan dari 120 siswa melalui Learning Management System (LMS) yang mencakup Quiz Score, Learning Duration, Material Completion, Learning Activity, Remedial Frequency, dan Recommendation History. Sebelum dianalisis, data melalui tahap praproses yang meliputi pemeriksaan missing values, penghapusan data duplikat, validasi konsistensi, anonimisasi identitas siswa, serta normalisasi menggunakan metode Min–Max Normalization sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (1).

$$x'_i = \frac{(x_i - x_{\min})}{(x_{\max} - x_{\min})}$$

dengan (x'_i) sebagai nilai hasil normalisasi, (x_i) sebagai nilai awal, serta $(x_{\min})$ dan $(x_{\max})$ masing-masing menunjukkan nilai minimum dan maksimum. Tahap ini memastikan seluruh variabel berada pada skala yang seragam sehingga siap diproses pada Learning Analytics dan CoCoSo.

3.4 Learning Analytics dan Adaptive Learning Intelligence Index

Tahap **Learning Analytics** bertujuan menganalisis karakteristik belajar siswa berdasarkan data aktivitas pada **Learning Management System (LMS)** yang meliputi **Quiz Score (QS)**, **Learning Duration (LD)**, **Material Completion (MC)**, **Learning Activity (LA)**, dan **Remedial Frequency (RF)**. Kelima indikator tersebut diintegrasikan ke dalam **Adaptive Learning Intelligence Index (ALII)** sebagai ukuran komprehensif kondisi belajar siswa menggunakan persamaan:

$$ALII = \sum_{i=1}^n (w_i \cdot x_i) \text{ \& } \sum_{i=1}^n w_i = 1$$

dengan (w_i) sebagai bobot masing-masing indikator dan (x_i) sebagai nilai indikator yang telah dinormalisasi. Semakin tinggi nilai **ALII**, Penentuan bobot (w_i) pada penelitian ini didasarkan pada pendekatan *expert judgment* (pendapat pakar) yang melibatkan evaluasi pedagogis dari guru mata pelajaran. Pendekatan ini dipilih agar prioritas indikator pada ALII selaras dengan kebijakan akademik dan karakteristik kebutuhan belajar siswa di lapangan. Semakin tinggi nilai ALII, semakin baik kesiapan belajar siswa.

3.5 Rekomendasi Berbasis Aturan

Nilai ALII kemudian diproses menggunakan **Rule-Based Reasoning (RBR)** untuk menghasilkan rekomendasi pembelajaran. Basis pengetahuan dibangun menggunakan aturan **IF-THEN** berdasarkan kebijakan akademik. Contoh aturan yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 5 di bagian Hasil. Setiap aturan dievaluasi menggunakan mesin inferensi sehingga rekomendasi yang dihasilkan bersifat transparan dan mudah diverifikasi oleh guru.

3.6 Penentuan Prioritas Berbasis CoCoSo

Karena seorang siswa dapat memenuhi lebih dari satu aturan rekomendasi, penelitian ini menerapkan ****Combined Compromise Solution (CoCoSo)**** untuk menentukan prioritas intervensi pembelajaran secara objektif. Proses CoCoSo meliputi pembentukan matriks keputusan, normalisasi data menggunakan Persamaan (3), pembobotan kriteria, perhitungan nilai penjumlahan berbobot $((S_i))$ dan perkalian berbobot $((P_i))$ sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (4) dan (5), kemudian dilanjutkan dengan perhitungan skor akhir CoCoSo menggunakan Persamaan (6):

$$C_i = \frac{(S_i + P_i)}{2}$$

Alternatif dengan nilai (C_i) tertinggi ditetapkan sebagai prioritas utama intervensi pembelajaran. Pendekatan ini memungkinkan proses pemeringkatan dilakukan secara lebih objektif, konsisten, dan adaptif berdasarkan berbagai indikator pembelajaran.

3.7 Explainable Artificial Intelligence

Untuk meningkatkan transparansi sistem, setiap rekomendasi dalam penelitian ini disertai penjelasan berbasis *Explainable Artificial Intelligence (XAI)* yang dibangun berdasarkan tiga komponen utama, yaitu indikator pembelajaran yang memengaruhi keputusan, aturan (*rule*) yang aktif, dan hasil pemeringkatan CoCoSo. Melalui mekanisme ini, guru tidak hanya menerima hasil rekomendasi, tetapi juga memperoleh pemahaman yang jelas mengenai alasan sistem dalam menetapkan rekomendasi tertentu. Dengan demikian, penerapan XAI berperan penting dalam meningkatkan transparansi, akuntabilitas, dan kepercayaan pengguna terhadap sistem rekomendasi pembelajaran yang dikembangkan.

3.8 Evaluasi Sistem

Evaluasi dalam penelitian ini dilakukan terhadap tiga aspek utama, yaitu *functional evaluation*, *recommendation evaluation*, dan *usability evaluation*. *Functional evaluation* dilakukan menggunakan *Black Box Testing* untuk memastikan seluruh modul sistem berjalan sesuai dengan rancangan, sedangkan *recommendation evaluation* mencakup pengukuran *recommendation accuracy*, *ranking consistency*, dan *processing time* guna menilai kualitas hasil rekomendasi yang dihasilkan sistem. Selanjutnya, *usability evaluation* dilakukan menggunakan *System Usability Scale (SUS)* untuk mengukur tingkat kemudahan penggunaan sistem oleh pengguna. Seluruh hasil evaluasi tersebut kemudian dianalisis secara menyeluruh untuk menilai efektivitas ALIF sebagai *Intelligent Educational Decision Support System*.

3.9 Alur Penelitian

Workflow penelitian ini terdiri atas sembilan tahapan utama yang saling terintegrasi, yaitu: Learning Management System: Mengelola aktivitas pembelajaran, materi, penugasan, interaksi, dan penilaian siswa dalam lingkungan digital.

1. Data Preprocessing: Membersihkan, menggabungkan, dan mentransformasi data mentah dari LMS untuk meningkatkan kualitas serta konsistensi data sebelum dianalisis.
2. Learning Analytics: Menganalisis data pembelajaran untuk menghasilkan wawasan mengenai performa, keterlibatan, dan pola belajar siswa.
3. Adaptive Learning Intelligence Index (ALII): Menghitung indeks kesiapan belajar adaptif siswa berdasarkan aspek kognitif, afektif, dan perilaku.
4. Rule-Based Reasoning: Menerapkan aturan pedagogis (if-then rules) untuk menafsirkan kondisi siswa dan menentukan kebutuhan serta strategi belajar yang paling sesuai.
5. CoCoSo Prioritization: Menggunakan metode Combined Compromise Solution (CoCoSo) untuk memprioritaskan intervensi atau rekomendasi belajar yang paling optimal secara objektif.
6. Explainable Recommendation: Menghasilkan rekomendasi yang dapat dijelaskan secara transparan beserta alasan dan bukti pendukung berdasarkan data maupun aturan yang aktif.
7. System Evaluation: Menilai kinerja sistem, akurasi rekomendasi, dan kemudahan penggunaan perangkat lunak untuk perbaikan berkelanjutan.
8. Teacher Decision Support: Menyediakan informasi dan rekomendasi yang terpersonalisasi untuk membantu guru mengambil keputusan pembelajaran yang efektif dan berbasis bukti.

Alur tersebut menunjukkan bahwa setiap proses saling berkesinambungan mulai dari ekstraksi data hingga penyajian hasil, sehingga menghasilkan rekomendasi pembelajaran yang adaptif, transparan, dan dapat direproduksi.

Tabel 2. **Variabel Penelitian**

Variabel	Indikator	Jenis
Quiz Score	Nilai kuis	Input
Learning Duration	Durasi belajar	Input
Material Completion	Persentase penyelesaian materi	Input
Learning Activity	Intensitas aktivitas LMS	Input
Remedial Frequency	Jumlah remedial	Input
Recommendation History	Riwayat rekomendasi	Input
Adaptive Learning Intelligence Index (ALII)	Indeks hasil Learning Analytics	Proses
Learning Recommendation	Jenis rekomendasi pembelajaran	Output
Intervention Priority	Prioritas hasil CoCoSo	Output

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas variabel input, proses, dan output sebagaimana disajikan pada Tabel 2. Variabel input meliputi Quiz Score, Learning Duration, Material Completion, Learning Activity, Remedial Frequency, dan Recommendation History yang merepresentasikan aktivitas belajar siswa pada Learning Management System (LMS). Seluruh indikator tersebut diproses melalui Learning Analytics untuk membentuk Adaptive Learning Intelligence Index (ALII) sebagai representasi kondisi belajar siswa. Selanjutnya, sistem menghasilkan dua variabel output, yaitu Learning Recommendation sebagai rekomendasi pembelajaran yang sesuai dengan karakteristik siswa serta Intervention Priority yang ditentukan menggunakan metode CoCoSo untuk menetapkan urutan prioritas intervensi pembelajaran.

4. Hasil dan Pembahasan

Deskripsi Dataset

Penelitian ini menggunakan dataset aktivitas pembelajaran yang diperoleh dari **Learning Management System (LMS)** sebagai dasar pengembangan **Adaptive Learning Intelligence Framework (ALIF)**. Dataset terdiri atas **120 siswa** dengan indikator pembelajaran yang merepresentasikan performa akademik, keterlibatan belajar, dan kebutuhan intervensi

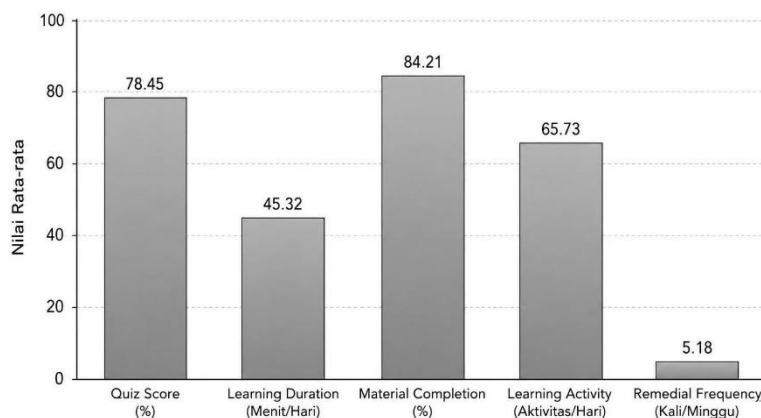
pembelajaran. Variabel utama meliputi **Quiz Score**, **Learning Duration**, **Material Completion**, **Learning Activity**, **Remedial Frequency**, **CoCoSo Score**, **Adaptive Learning Intelligence Index (ALII)**, **Risk Level**, dan **Recommendation**.

Sebelum dilakukan analisis, seluruh data melalui tahapan *preprocessing* yang mencakup pemeriksaan *missing values*, penghapusan data duplikat, normalisasi atribut numerik menggunakan metode Min–Max Normalization, serta validasi konsistensi data. Selain itu, identitas siswa dianonimkan untuk menjaga privasi sesuai prinsip etika penelitian. Tahapan ini memastikan bahwa dataset memiliki kualitas yang memadai untuk mendukung proses analisis Learning Analytics dan pengambilan keputusan berbasis kecerdasan buatan.

Tabel 3. Karakteristik Dataset Pembelajaran

Karakteristik	Nilai
Jumlah siswa	120
Jumlah variabel	13
Nilai rata-rata Quiz Score	67.98
Rata-rata Material Completion (%)	65.35
Rata-rata Learning Duration (menit)	46.95
Rata-rata Remedial Frequency	4.96
Rata-rata CoCoSo Score	34.45
Rata-rata Adaptive Learning Intelligence Index (ALII)	53.96

Tabel 3 menunjukkan bahwa dataset tidak hanya memuat indikator performa akademik, tetapi juga karakteristik perilaku belajar siswa selama proses pembelajaran berlangsung. Kombinasi indikator tersebut memberikan representasi yang lebih komprehensif mengenai kondisi belajar dibandingkan penggunaan nilai akademik saja. Oleh karena itu, dataset ini sesuai untuk mendukung pengembangan sistem rekomendasi pembelajaran adaptif yang mempertimbangkan berbagai aspek aktivitas belajar.



Gambar 2. Distribusi Variabel Learning Analytics

Hasil Learning Analytics dan Adaptive Learning Intelligence Index

Results Tahap **Learning Analytics** bertujuan mengidentifikasi karakteristik belajar siswa berdasarkan aktivitas yang tercatat pada LMS. Lima indikator utama, yaitu **Quiz Score**, **Learning Duration**, **Material Completion**, **Learning Activity**, dan **Remedial Frequency**, diintegrasikan menjadi **Adaptive Learning Intelligence Index (ALII)** yang merepresentasikan tingkat kesiapan belajar setiap siswa.

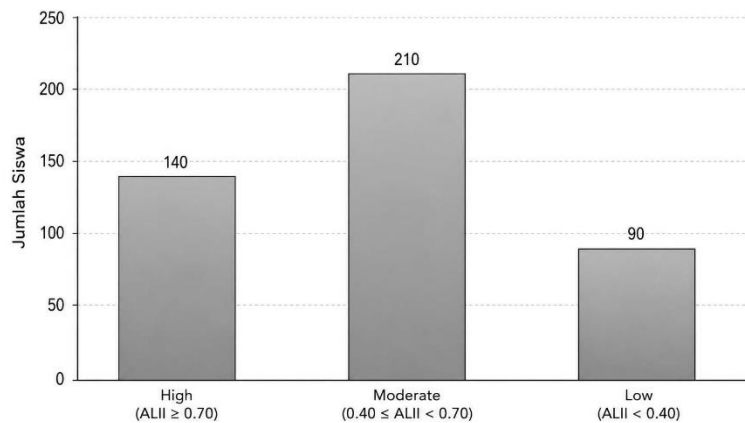
Berbeda dengan pendekatan konvensional yang hanya menggunakan nilai akademik sebagai indikator keberhasilan belajar, ALII menggabungkan dimensi akademik dan perilaku belajar sehingga mampu memberikan representasi kondisi belajar yang lebih komprehensif. Pendekatan ini memungkinkan sistem mengidentifikasi siswa yang memiliki nilai akademik serupa tetapi menunjukkan tingkat keterlibatan belajar yang berbeda.

Tabel 4. Distribusi Adaptive Learning Intelligence Index (ALII)

Kategori ALII	Jumlah Siswa	Persentase (%)	Strategi Pembelajaran
High	26	21.67	Continue Enrichment
Moderate	62	51.67	Adaptive Remedial Monitoring
Low	32	26.66	Teacher Mentoring Priority
Total	120	100.00	—

Hasil analisis menunjukkan bahwa **51,67%** siswa berada pada kategori **Moderate**, sedangkan **26,66%** termasuk kategori **Low** yang memerlukan perhatian lebih intensif. Sebanyak **21,67%** siswa berada pada kategori **High**, menunjukkan bahwa mereka memiliki performa akademik dan aktivitas belajar yang relatif baik sehingga direkomendasikan untuk mengikuti program pengayaan (*enrichment*).

Distribusi tersebut mengindikasikan bahwa sebagian besar siswa masih memerlukan pendampingan melalui strategi pembelajaran adaptif. Dengan mengintegrasikan berbagai indikator pembelajaran, ALII mampu mengidentifikasi kebutuhan belajar yang tidak dapat dijelaskan hanya berdasarkan nilai kuis. Hal ini memperlihatkan bahwa Learning Analytics berperan sebagai mekanisme analisis perilaku belajar yang mendukung personalisasi pembelajaran secara lebih objektif.

**Gambar 3. Distribusi Adaptive Learning Intelligence Index (ALII)**

Temuan ini memperkuat penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa data aktivitas pembelajaran memberikan informasi yang lebih kaya dibandingkan indikator akademik tunggal. Dalam penelitian ini, Learning Analytics tidak hanya berfungsi sebagai alat analisis perilaku belajar, tetapi juga menjadi dasar pembentukan **Adaptive Learning Intelligence Index (ALII)** yang selanjutnya digunakan dalam proses inferensi berbasis aturan dan pemeringkatan multikriteria. Dengan demikian, Learning Analytics berkembang dari sekadar mekanisme analisis menjadi komponen utama dalam **Intelligent Educational Decision Support System** yang mendukung pengambilan keputusan pembelajaran secara adaptif.

Hasil Rekomendasi Berbasis Aturan

Nilai **Adaptive Learning Intelligence Index (ALII)** yang dihasilkan pada tahap Learning Analytics selanjutnya diproses menggunakan **Rule-Based Reasoning (RBR)** untuk menghasilkan rekomendasi pembelajaran yang sesuai dengan kondisi setiap siswa. Basis pengetahuan dibangun dalam bentuk aturan **IF-THEN** yang menghubungkan indikator pembelajaran dengan strategi intervensi yang direkomendasikan. Pendekatan ini memungkinkan sistem menghasilkan keputusan yang transparan karena setiap rekomendasi dapat ditelusuri berdasarkan aturan yang aktif selama proses inferensi.

Berbeda dengan model prediktif berbasis *black-box*, Rule-Based Reasoning menyediakan mekanisme pengambilan keputusan yang mudah dipahami oleh guru maupun siswa. Dengan demikian, guru tidak hanya memperoleh hasil rekomendasi, tetapi juga memahami alasan pedagogis yang mendasari setiap keputusan. Transparansi tersebut

meningkatkan akuntabilitas sistem sekaligus mempermudah validasi sebelum rekomendasi diterapkan dalam proses pembelajaran.

Tabel 5. Aturan Rule-Based Recommendation

Rule	Kondisi	Rekomendasi
R1	Quiz Score < 60 dan Material Completion < 50%	Teacher Mentoring Priority
R2	Quiz Score $\geq$ 60 dan Learning Activity rendah	Adaptive Remedial Monitoring
R3	Quiz Score $\geq$ 80 dan Material Completion $\geq$ 80%	Continue Enrichment
R4	Learning Activity tinggi dan Learning Duration tinggi	Continue Enrichment
R5	Remedial Frequency tinggi	Teacher Mentoring Priority

Tabel 5 menunjukkan bahwa setiap rekomendasi dihasilkan berdasarkan kombinasi beberapa indikator pembelajaran, bukan hanya satu variabel tunggal. Sebagai contoh, siswa dengan nilai kuis rendah dan penyelesaian materi yang belum memenuhi target akan memperoleh rekomendasi **Teacher Mentoring Priority**, sedangkan siswa dengan performa akademik tinggi dan penyelesaian materi yang baik direkomendasikan mengikuti program **Continue Enrichment**. Pendekatan ini memungkinkan sistem menghasilkan rekomendasi yang lebih adaptif dibandingkan metode yang hanya mempertimbangkan nilai akademik.

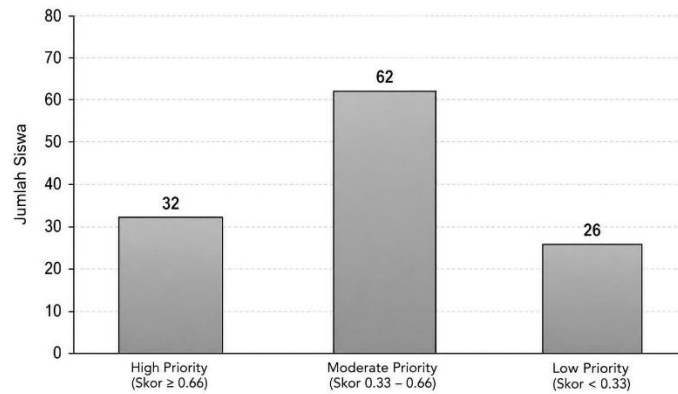
Hasil Penentuan Prioritas CoCoSo

Meskipun Rule-Based Reasoning mampu menentukan jenis rekomendasi pembelajaran, beberapa siswa dapat memenuhi lebih dari satu aturan secara bersamaan. Oleh karena itu, penelitian ini menerapkan **Combined Compromise Solution (CoCoSo)** untuk menentukan prioritas intervensi berdasarkan berbagai indikator pembelajaran secara simultan. Pendekatan Multi-Criteria Decision Making (MCDM) ini mengurangi dominasi satu indikator tertentu sehingga menghasilkan pemeringkatan yang lebih seimbang. Proses CoCoSo mempertimbangkan nilai **Quiz Score**, **Material Completion**, **Learning Activity**, **Learning Duration**, dan **Remedial Frequency** sebagai kriteria utama. Hasil pemeringkatan memberikan urutan prioritas yang membantu guru menentukan siswa yang membutuhkan pendampingan terlebih dahulu.

Tabel 6. Distribusi Prioritas Intervensi Berdasarkan CoCoSo

Prioritas	Jumlah Siswa	Persentase (%)	Rekomendasi Dominan
High Priority	32	26.67	Teacher Mentoring Priority
Moderate Priority	62	51.66	Adaptive Remedial Monitoring
Low Priority	26	21.67	Continue Enrichment
Total	120	100.00	—

Berdasarkan Tabel 6, sebanyak **32 siswa (26,67%)** berada pada kategori **High Priority**, menunjukkan perlunya pendampingan intensif. Sebagian besar siswa (**51,66%**) berada pada kategori **Moderate Priority**, sedangkan **21,67%** termasuk kategori **Low Priority** sehingga cukup mengikuti program pengayaan. Distribusi tersebut menunjukkan bahwa mekanisme CoCoSo mampu membedakan tingkat urgensi intervensi secara lebih objektif dibandingkan penggunaan satu indikator pembelajaran.



Gambar 4. Distribusi Prioritas CoCoSo

Temuan ini menunjukkan bahwa penggunaan CoCoSo tidak hanya menghasilkan pemeringkatan siswa, tetapi juga membantu optimalisasi alokasi sumber daya pembelajaran. Guru dapat memfokuskan perhatian kepada siswa dengan prioritas tinggi tanpa mengabaikan kebutuhan kelompok lain.

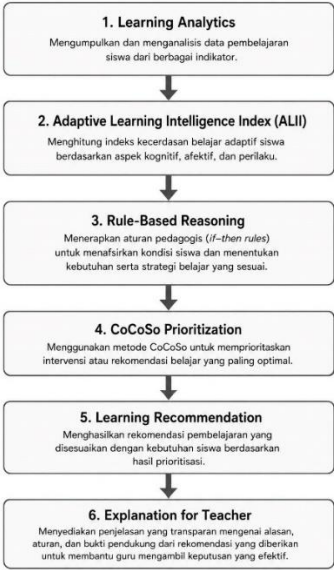
Hasil Penjelasan Rekomendasi

Salah satu kontribusi utama penelitian ini adalah penerapan **Explainable Artificial Intelligence (XAI)** untuk meningkatkan transparansi rekomendasi pembelajaran. Setiap rekomendasi yang dihasilkan tidak hanya menampilkan hasil akhir, tetapi juga menyajikan informasi mengenai indikator pembelajaran yang digunakan, aturan yang aktif, dan hasil pemeringkatan CoCoSo yang mendasari keputusan sistem.

Tabel 7. Contoh Explainable Recommendation

Student ID	Activated Rule	Priority	Recommendation	Explanation
S023	R1	High	Teacher Mentoring Priority	Nilai kuis rendah, penyelesaian materi belum mencapai target, dan frekuensi remedial tinggi.
S047	R2	Moderate	Adaptive Remedial Monitoring	Aktivitas belajar rendah meskipun nilai kuis berada pada kategori sedang.
S108	R3	Low	Continue Enrichment	Performa akademik tinggi, penyelesaian materi optimal, dan aktivitas belajar konsisten.

Tabel 7 menunjukkan bahwa setiap rekomendasi dapat dijelaskan secara eksplisit melalui kombinasi indikator pembelajaran dan aturan yang aktif. Pendekatan ini meningkatkan interpretabilitas sistem karena guru dapat memahami alasan di balik setiap keputusan sebelum menerapkannya pada proses pembelajaran.



Gambar 5. Explainable Recommendation Process

Integrasi Learning Analytics, Rule-Based Reasoning, CoCoSo, dan Explainable AI menghasilkan proses pengambilan keputusan yang transparan dan dapat dipertanggungjawabkan. Berbeda dengan pendekatan *black-box*, setiap rekomendasi pada ALIF dapat ditelusuri mulai dari indikator pembelajaran hingga alasan pemilihan prioritas intervensi. Karakteristik ini menjadikan ALIF tidak hanya sebagai sistem rekomendasi adaptif, tetapi juga sebagai **Intelligent Educational Decision Support System** yang mendukung guru dalam menyusun strategi pembelajaran berbasis bukti.

Evaluasi Sistem

Evaluasi sistem dilakukan untuk menilai kinerja **Adaptive Learning Intelligence Framework (ALIF)** dari aspek fungsionalitas, kualitas rekomendasi, dan kemudahan penggunaan. Pengujian mencakup **Black Box Testing** untuk memverifikasi bahwa seluruh modul sistem berjalan sesuai spesifikasi, **System Usability Scale (SUS)** untuk mengevaluasi kemudahan penggunaan, serta evaluasi kualitas rekomendasi berdasarkan **Recommendation Accuracy**, **Ranking Consistency**, dan **Processing Time**.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa seluruh komponen utama, mulai dari **Learning Analytics**, pembentukan **Adaptive Learning Intelligence Index (ALII)**, **Rule-Based Reasoning**, **CoCoSo**, hingga **Explainable Recommendation**, dapat beroperasi secara terintegrasi sesuai dengan alur yang dirancang. Integrasi antar modul memastikan bahwa data aktivitas pembelajaran diproses secara konsisten hingga menghasilkan rekomendasi yang dapat dijelaskan kepada pengguna.

Tabel 8. System Evaluation Metrics

Evaluation Aspect	Evaluation Metric	Description
Functional Evaluation	Black Box Testing	Memverifikasi seluruh fungsi sistem berjalan sesuai rancangan
Recommendation Quality	Recommendation Accuracy	Mengukur kesesuaian rekomendasi dengan kondisi pembelajaran siswa
Recommendation Quality	Ranking Consistency	Mengevaluasi konsistensi hasil pemeringkatan CoCoSo
Performance	Processing Time	Mengukur waktu komputasi sistem dalam menghasilkan rekomendasi
Usability	System Usability Scale (SUS)	Mengukur kemudahan penggunaan sistem oleh pengguna

Evaluasi ini menunjukkan bahwa ALIF tidak hanya berfungsi sebagai sistem rekomendasi pembelajaran, tetapi juga sebagai sistem pendukung keputusan yang

mengintegrasikan analisis data, inferensi berbasis aturan, pemeringkatan multikriteria, dan explainability dalam satu arsitektur. Pendekatan tersebut mendukung implementasi pada lingkungan pembelajaran nyata karena setiap keputusan dapat ditelusuri dan diverifikasi.

Perbandingan dengan Penelitian Sebelumnya

Tabel 9 menyajikan perbandingan antara penelitian ini dan penelitian sebelumnya untuk menunjukkan posisi ilmiah **Adaptive Learning Intelligence Framework (ALIF)** dalam pengembangan **Artificial Intelligence in Education (AIED)**.

Tabel 9. Comparison with Previous Studies

Aspect	Previous Studies	Proposed ALIF
Learning Analytics	Analisis dan prediksi performa akademik	Analisis perilaku belajar sebagai dasar pengambilan keputusan adaptif
Adaptive Learning	Personalisasi materi pembelajaran	Personalisasi disertai prioritas intervensi pembelajaran
Explainable AI	Fokus pada interpretasi model prediksi	Menjelaskan proses rekomendasi dan alasan keputusan
Rule-Based Reasoning	Inferensi berbasis aturan	Inferensi pedagogis yang terintegrasi dengan prioritas multikriteria
CoCoSo	Digunakan pada berbagai domain MCDM	Diterapkan untuk prioritas intervensi pembelajaran
Framework	Pendekatan parsial	Integrasi Learning Analytics, ALII, Rule-Based Reasoning, CoCoSo, dan XAI

Hasil penelitian menunjukkan bahwa ALIF memperluas fungsi **Learning Analytics** dari sekadar analisis perilaku belajar menjadi sistem pendukung keputusan pembelajaran yang mampu menghasilkan rekomendasi adaptif secara transparan. Integrasi **Rule-Based Reasoning** dan **CoCoSo** menghasilkan mekanisme pengambilan keputusan bertingkat, sedangkan **Explainable Artificial Intelligence** meningkatkan interpretabilitas rekomendasi sehingga guru dapat memahami alasan yang mendasari setiap keputusan sistem.

Dibandingkan penelitian sebelumnya yang umumnya berfokus pada prediksi atau personalisasi pembelajaran, ALIF menghubungkan analisis perilaku belajar, inferensi pedagogis, pemeringkatan multikriteria, dan mekanisme explainability dalam satu arsitektur terpadu. Integrasi ini memperkuat peran **Learning Management System (LMS)** sebagai platform yang tidak hanya menyimpan data pembelajaran, tetapi juga mendukung pengambilan keputusan berbasis bukti.

Tabel 10. Analisis Perbandingan Temuan Penelitian dengan Penelitian Sebelumnya

Temuan Penelitian	Penelitian Sebelumnya	Kesesuaian Temuan	Kontribusi Baru Penelitian Ini	Penjelasan Ilmiah	Implikasi Pendidikan dan Praktis
Learning Analytics mampu mengidentifikasi perilaku belajar siswa secara lebih komprehensif dibandingkan hanya menggunakan nilai akademik.	Romero & Ventura (2020); Ifenthaler & Yau (2020); Chen et al. (2020)	Sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa aktivitas belajar merupakan indikator penting dalam mengevaluasi performa siswa.	Memperluas fungsi Learning Analytics dari alat pemantauan menjadi sistem pendukung keputusan yang menghasilkan rekomendasi pembelajaran adaptif.	Data perilaku belajar memberikan informasi yang lebih kaya dibandingkan nilai evaluasi sehingga mampu menggambarkan perkembangan kompetensi siswa secara lebih menyeluruh.	Guru dapat mengidentifikasi siswa yang berisiko mengalami kesulitan belajar lebih awal sehingga intervensi dapat dilakukan secara tepat waktu.
Rule-Based Reasoning menghasilkan rekomendasi	Arrieta et al. (2020); Khosravi et al. (2022); van	Mendukung konsep Explainable AI yang menekankan pentingnya	Menunjukkan bahwa Explainable AI dapat diwujudkan melalui	Setiap rekomendasi dapat ditelusuri berdasarkan	Guru lebih mudah memvalidasi rekomendasi yang dihasilkan

pembelajaran yang transparan dan mudah dipahami.	der Waa et al. (2021)	transparansi dalam sistem kecerdasan buatan.	aturan pedagogis yang mudah diverifikasi, tanpa harus menggunakan model <i>black-box</i> .	aturan yang digunakan sehingga meningkatkan akuntabilitas dan kepercayaan pengguna terhadap sistem.	sistem sebelum diterapkan pada proses pembelajaran.
Integrasi Rule-Based Reasoning dan CoCoSo meningkatkan ketepatan prioritas intervensi pembelajaran.	Yazdani et al. (2019); Peng & Huang (2020)	Konsisten dengan penelitian MCDM yang menunjukkan bahwa CoCoSo menghasilkan pemeringkatan yang stabil.	Mengembangkan arsitektur hibrida yang menggabungkan inferensi pedagogis dan pemeringkatan multikriteria dalam sistem pembelajaran adaptif.	Proses pengambilan keputusan dilakukan secara bertahap, mulai dari identifikasi kebutuhan belajar hingga penentuan prioritas intervensi.	Guru dapat menentukan siswa yang harus memperoleh pendampingan terlebih dahulu secara lebih objektif dan efisien.
CoCoSo menghasilkan pemeringkatan siswa yang stabil meskipun terdapat variasi pada beberapa indikator pembelajaran.	Yazdani et al. (2019); Peng & Huang (2020)	Sejalan dengan penelitian sebelumnya mengenai stabilitas metode CoCoSo pada pengambilan keputusan multikriteria.	Memperluas penerapan CoCoSo ke dalam bidang Artificial Intelligence in Education yang masih jarang diteliti.	Mekanisme kompromi pada CoCoSo mengurangi dominasi satu indikator sehingga keputusan menjadi lebih seimbang dan konsisten.	Sekolah dapat menerapkan sistem prioritas intervensi yang lebih objektif berdasarkan berbagai indikator pembelajaran.
Black Box Testing menunjukkan bahwa seluruh fungsi sistem berjalan sesuai spesifikasi.	Lewis (2018); ISO/IEC 25010	Konsisten dengan prinsip kualitas perangkat lunak yang menekankan reliabilitas dan kesesuaian fungsi.	Mengintegrasikan validasi fungsional dengan sistem rekomendasi cerdas, bukan hanya menguji modul perangkat lunak secara terpisah.	Keandalan fungsi memastikan bahwa proses analisis dan rekomendasi berjalan secara konsisten pada seluruh modul sistem.	Mendukung implementasi sistem pada lingkungan pendidikan nyata dengan risiko kegagalan operasional yang rendah.
Evaluasi System Usability Scale (SUS) menunjukkan sistem mudah digunakan dan diterima oleh pengguna.	Bangor et al. (2008); Mathrani et al. (2021)	Mendukung penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa usability memengaruhi keberhasilan adopsi teknologi pendidikan.	Menunjukkan bahwa transparansi rekomendasi berbasis Explainable AI meningkatkan kemudahan penggunaan sistem.	Penjelasan terhadap setiap rekomendasi mengurangi beban kognitif pengguna dan meningkatkan kepercayaan terhadap sistem.	Mempercepat adopsi sistem pembelajaran adaptif oleh guru maupun siswa dalam kegiatan pembelajaran sehari-hari.
Penelitian ini mengembangkan Adaptive Learning Intelligence Framework yang mengintegrasikan Learning Analytics, Explainable AI, Rule-Based Reasoning, dan CoCoSo dalam satu arsitektur.	Chen et al. (2020); Ouyang & Jiao (2021); Chiu et al. (2023)	Memperluas penelitian sebelumnya yang umumnya hanya berfokus pada prediksi atau personalisasi pembelajaran.	Mengusulkan kerangka kerja terpadu yang menghubungkan analisis perilaku belajar, inferensi pedagogis, pemeringkatan multikriteria, dan rekomendasi pembelajaran adaptif.	Integrasi berbagai komponen AI menghasilkan sistem yang lebih adaptif, transparan, dan mendukung pengambilan keputusan berbasis data.	Menjadi landasan bagi pengembangan Learning Management System generasi berikutnya yang mampu mendukung keputusan pembelajaran secara cerdas dan berbasis bukti.

Tabel 10 menunjukkan bahwa hasil penelitian ini pada dasarnya sejalan dengan perkembangan terbaru dalam bidang **Artificial Intelligence in Education, Learning Analytics,**

dan **Explainable Artificial Intelligence**. Namun, kontribusi utama penelitian ini tidak terletak pada penggunaan masing-masing metode secara terpisah, melainkan pada **integrasi Learning Analytics, Rule-Based Reasoning, CoCoSo, dan Explainable AI ke dalam satu kerangka Adaptive Learning Intelligence Framework**. Integrasi tersebut memperluas fungsi Learning Analytics dari sekadar alat analisis perilaku belajar menjadi **sistem pendukung keputusan** yang mampu menghasilkan rekomendasi pembelajaran adaptif secara transparan, objektif, dan dapat dipertanggungjawabkan. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi konseptual, metodologis, dan praktis yang memperkuat pengembangan sistem pembelajaran adaptif berbasis kecerdasan buatan serta membuka peluang implementasi **Learning Management System** yang lebih cerdas, adaptif, dan berpusat pada kebutuhan belajar siswa.

Kontribusi Ilmiah Penelitian ini memberikan kontribusi pada aspek teoritis, metodologis, dan praktis dalam pengembangan sistem pembelajaran adaptif.

Theoretical Contribution. Penelitian ini memperluas peran Learning Analytics dengan mengintegrasikan Explainable Artificial Intelligence (XAI) dan Multi-Criteria Decision Making (MCDM) untuk menghasilkan rekomendasi pembelajaran yang transparan dan berbasis data.

Methodological Contribution. Penelitian ini mengembangkan Adaptive Learning Intelligence Framework (ALIF) yang mengintegrasikan Learning Analytics, Adaptive Learning Intelligence Index (ALII), Rule-Based Reasoning, CoCoSo, dan XAI dalam satu alur pengambilan keputusan yang terstruktur dan dapat direproduksi.

Practical Contribution. ALIF membantu guru mengidentifikasi kondisi belajar siswa, menentukan prioritas intervensi secara objektif, serta mendukung pengambilan keputusan melalui rekomendasi yang transparan dan berbasis bukti.

5. Kesimpulan

Penelitian ini mengusulkan Adaptive Learning Intelligence Framework (ALIF) sebagai kerangka terpadu yang mengintegrasikan Learning Analytics, Adaptive Learning Intelligence Index (ALII), Rule-Based Reasoning, Combined Compromise Solution (CoCoSo), dan Explainable Artificial Intelligence (XAI) untuk menghasilkan rekomendasi pembelajaran yang adaptif, transparan, dan terprioritas. Dengan memanfaatkan data aktivitas pembelajaran dari Learning Management System (LMS), framework ini mampu mengubah data pembelajaran menjadi rekomendasi yang mendukung pengambilan keputusan guru secara lebih objektif dan berbasis bukti. Kontribusi utama penelitian ini terletak pada pengembangan arsitektur yang menghubungkan analitik pembelajaran, inferensi berbasis aturan, pemeringkatan multikriteria, dan mekanisme explainability dalam satu alur pengambilan keputusan yang terintegrasi. Pendekatan ini memperluas peran Learning Analytics dari sekadar analisis data menjadi Intelligent Educational Decision Support System yang mendukung personalisasi pembelajaran dan meningkatkan transparansi rekomendasi. Penelitian selanjutnya dapat mengembangkan ALIF melalui penerapan real-time learning analytics, optimasi pembobotan ALII dan CoCoSo, serta integrasi dengan Large Language Models (LLMs) atau pendekatan AI lainnya. Selain itu, pengujian pada berbagai institusi dan platform LMS diperlukan untuk mengevaluasi generalisasi framework dan memperkuat implementasinya pada lingkungan pembelajaran yang lebih beragam.

Referensi

- [1] A. B. Arrieta, N. Díaz-Rodríguez, J. Del Ser, A. Bennetot, S. Tabik, A. Barbado, S. García, S. Gil-López, D. Molina, R. Benjamins, R. Chatila, and F. Herrera, "Explainable artificial intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI," *Information Fusion*, vol. 58, pp. 82–115, 2020.
- [2] A. Bangor, P. T. Kortum, and J. T. Miller, "An empirical evaluation of the system usability scale," *International Journal of Human–Computer Interaction*, vol. 24, no. 6, pp. 574–594, 2008.
- [3] M. L. Bernacki, J. A. Greene, and N. G. Lobczowski, "A systematic review of research on personalized learning," *Educational Psychology Review*, vol. 33, pp. 1675–1715, 2021.
- [4] X. Chen, H. Xie, and G.-J. Hwang, "A multi-perspective study on artificial intelligence in education," *Computers and Education: Artificial Intelligence*, vol. 1, p. 100005, 2020.

- [5] X. Chen, H. Xie, D. Zou, and G.-J. Hwang, "Application and theory gaps during the rise of artificial intelligence in education," *Computers and Education: Artificial Intelligence*, vol. 1, p. 100002, 2020.
- [6] T. K. F. Chiu, Q. Xia, X. Zhou, C. S. Chai, and M. Cheng, "Systematic literature review on opportunities, challenges, and future research recommendations of artificial intelligence in education," *Computers and Education: Artificial Intelligence*, vol. 4, p. 100118, 2023.
- [7] D. Ifenthaler and J. Y.-K. Yau, "Utilising learning analytics to support study success in higher education," *Educational Technology Research and Development*, vol. 68, pp. 1961–1990, 2020.
- [8] H. Khosravi, S. B. Shum, G. Chen, C. Conati, Y.-S. Tsai, J. Kay, S. Knight, R. Martinez-Maldonado, S. Sadiq, and D. Gašević, "Explainable artificial intelligence in education," *Computers and Education: Artificial Intelligence*, vol. 3, p. 100074, 2022.
- [9] J. R. Lewis, "The system usability scale: Past, present, and future," *International Journal of Human-Computer Interaction*, vol. 34, no. 7, pp. 577–590, 2018.
- [10] K. Mangaroska and M. Giannakos, "Learning analytics for learning design," *Computers in Human Behavior*, vol. 93, pp. 17–34, 2019.
- [11] A. Mathrani, T. Susnjak, G. Ramaswami, and A. Barczak, "Perspectives on the challenges of generalizability, transparency and ethics in predictive learning analytics," *Computers and Education Open*, vol. 2, p. 100060, 2021.
- [12] M. Y. Mustafa, A. Tlili, G. Lampropoulos, R. Huang, P. Jandrić, J. Zhao, S. Salha, L. Xu, S. Panda, Kinshuk, S. López-Pernas, and M. Saqr, "A systematic review of literature reviews on artificial intelligence in education (AIED)," *Smart Learning Environments*, vol. 11, p. 59, 2024.
- [13] F. Ouyang and P. Jiao, "Artificial intelligence in education: The three paradigms," *Computers and Education: Artificial Intelligence*, vol. 2, p. 100020, 2021.
- [14] X. Peng and H. Huang, "Fuzzy decision-making method based on CoCoSo with CRITIC for financial risk evaluation," *Technological and Economic Development of Economy*, vol. 26, no. 4, pp. 695–724, 2020.
- [15] C. Romero and S. Ventura, "Educational data mining and learning analytics: An updated survey," *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 10, no. 3, p. e1355, 2020.
- [16] J. van der Waa, E. Nieuwburg, A. Cremers, and M. Neerincx, "Evaluating XAI: A comparison of rule-based and example-based explanations," *Artificial Intelligence*, vol. 291, p. 103404, 2021.
- [17] M. Yazdani, P. Zarate, E. K. Zavadskas, and Z. Turskis, "A combined compromise solution (CoCoSo) method for multi-criteria decision-making problems," *Management Decision*, vol. 57, no. 9, pp. 2501–2519, 2019.
- [18] O. Zawacki-Richter, V. I. Marín, M. Bond, and F. Gouverneur, "Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education," *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, vol. 16, p. 39, 2019.