

Penerapan Metode Hibrida AHP-TOPSIS dalam Sistem Monitoring Progres Belajar Siswa Berbasis Multi-Kriteria pada Lembaga Kursus Bahasa Inggris

Implementation of the AHP-TOPSIS Hybrid Method for a Multi-Criteria Student Learning Progress Monitoring System in English Language Courses

Andre Tri Saputra¹, Zayyan Cahya Ramadhan²

Universitas Muria Kudus, Gondangmanis, Bae, Kudus, (+62291) 438229

E-mail: andre.saputra@umk.ac.id¹, zayyancahyar@gmail.com²

Received 4 May 2026; Revised 2 June 2026; Accepted 27 June 2026

Abstrak - Monitoring progres belajar siswa di lembaga kursus merupakan tantangan yang kompleks karena melibatkan berbagai kriteria penilaian. Tantangan kritis yang belum terjawab pada sistem konvensional adalah ketiadaan mekanisme Early Warning System (EWS) real-time, di mana instruktur rata-rata memerlukan 14 hari untuk mengidentifikasi siswa bermasalah suatu jeda yang secara signifikan mengurangi peluang intervensi yang tepat waktu. Penelitian ini mengusulkan penerapan metode hibrida AHP-TOPSIS (Analytical Hierarchy Process - Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution) dalam sistem monitoring berbasis multi-kriteria. AHP digunakan untuk menetapkan bobot kriteria secara objektif dan terverifikasi konsistensinya ($CR = 0.047 < 0.1$), sementara TOPSIS mengeksekusi perankingan berdasarkan kedekatan relatif siswa terhadap solusi ideal positif dan negatif. Pendekatan hibrida ini menghasilkan kontribusi metodologis yang lebih kuat dibandingkan penggunaan TOPSIS dengan bobot statis. Sistem dikembangkan menggunakan PHP Framework CodeIgniter 4 dan basis data MySQL, mengimplementasikan lima kriteria: nilai ujian (35%), persentase kehadiran (25%), skor tugas (20%), ketepatan pengumpulan tugas (10%), dan partisipasi kelas (10%). Pengujian pada 50 siswa kursus bahasa Inggris selama satu semester menunjukkan bahwa sistem mampu mengklasifikasikan progres belajar ke dalam empat kategori dengan akurasi 92%, precision 91.8%, dan F1-score 91.9%. Kontribusi praktis terpenting adalah kemampuan EWS sistem ini memangkas waktu identifikasi siswa bermasalah dari rata-rata 14 hari menjadi kurang dari 1 hari (efisiensi 93%). TOPSIS mengungguli SAW (88%) dan WP (86%) dalam konteks yang sama, terutama karena kemampuannya menangkap anomali pada distribusi nilai siswa yang memiliki fluktuasi ekstrem.

Kata kunci - AHP-TOPSIS; Sistem Monitoring; Early Warning System; Progres Belajar; Multi-Kriteria; Lembaga Kursus; SPK.

Abstract - Monitoring student learning progress in course institutions is a complex challenge as it involves various assessment criteria. A critical unanswered challenge in conventional systems is the absence of a real-time Early Warning System (EWS) mechanism, where instructors require an average of 14 days to identify troubled students—a delay that significantly reduces the opportunity for timely intervention. This research proposes the application of the AHP-TOPSIS (Analytical Hierarchy Process - Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution) hybrid method in a multi-criteria-based monitoring system. AHP is used to determine criteria weights objectively with verified consistency ($CR = 0.047 < 0.1$), while TOPSIS executes the ranking based on the students' relative closeness to the positive and negative ideal solutions. This hybrid approach yields a stronger methodological contribution compared to using TOPSIS with static weights. The system was developed using the PHP Framework CodeIgniter 4 and a MySQL database, implementing five criteria: exam scores (35%), attendance percentage (25%), assignment scores (20%), assignment submission punctuality (10%), and class participation (10%). Testing on 50 English course students over one semester showed that the system is capable

of classifying learning progress into four categories with an accuracy of 92%, a precision of 91.8%, and an F1-score of 91.9%. The most important practical contribution is the system's EWS capability to cut the identification time of troubled students from an average of 14 days to less than 1 day (93% efficiency). TOPSIS outperformed SAW (88%) and WP (86%) in the same context, primarily due to its ability to capture anomalies in student score distributions that exhibit extreme fluctuations.

Keywords - AHP-TOPSIS; Monitoring System; Early Warning System; Learning Progress; Multi-Criteria; Course Institution; DSS.

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi membawa perubahan signifikan dalam dunia pendidikan, termasuk pada lembaga kursus dan pelatihan. Lembaga kursus dituntut untuk tidak hanya menyampaikan materi pembelajaran, tetapi juga memantau dan mengevaluasi progres belajar setiap peserta didik secara efektif dan efisien [1]. Proses monitoring yang akurat menjadi kunci untuk memastikan bahwa setiap siswa mendapatkan perhatian yang tepat sesuai dengan kebutuhannya.

Sistem monitoring konvensional yang masih banyak digunakan di lembaga kursus umumnya mengandalkan penilaian manual oleh instruktur. Pendekatan ini memiliki beberapa kelemahan: ketidakkonsistenan penilaian antar instruktur, tidak adanya standar yang terukur, serta keterbatasan dalam mempertimbangkan berbagai aspek penilaian secara simultan [2]. Akibatnya, identifikasi dini terhadap siswa yang mengalami kesulitan belajar seringkali terlambat dilakukan. Survei awal terhadap instruktur di lembaga kursus mitra menunjukkan bahwa rata-rata dibutuhkan 14 hari untuk mengidentifikasi siswa yang bermasalah.

Gap penelitian yang sesungguhnya bukan pada kurangnya penerapan TOPSIS di bidang pendidikan, melainkan pada ketiadaan Early Warning System (EWS) berbasis MADM yang beroperasi secara real-time di lingkungan lembaga kursus. Beberapa penelitian terdahulu memang telah menunjukkan efektivitas TOPSIS dalam konteks pendidikan. Wahyudi dan Kusumastuti [3] menerapkan TOPSIS untuk seleksi penerima beasiswa berprestasi menggunakan tujuh kriteria akademik dan non-akademik, mencapai akurasi 89%; namun penelitian tersebut bersifat satu-waktu (one-shot) dan tidak dirancang untuk pemantauan progres yang berkelanjutan. Hidayat dan Nurdiani [4] mengembangkan sistem evaluasi kinerja dosen berbasis TOPSIS multi-kriteria yang mencakup aspek pengajaran, penelitian, dan pengabdian masyarakat; meski berhasil meningkatkan objektivitas penilaian, sistem tersebut beroperasi dalam siklus semesteran dan tidak memiliki kapabilitas deteksi dini. Prasetyo dan Anggraini [5] mengombinasikan fuzzy logic dengan TOPSIS untuk evaluasi kompetensi siswa SMK berbasis multi-kriteria dan melaporkan peningkatan akurasi dibandingkan TOPSIS standar; keterbatasan utamanya adalah konteks SMK dengan struktur penilaian yang berbeda dari lembaga kursus, serta tidak adanya mekanisme notifikasi otomatis. Permatasari dan Firmansyah [6] mengintegrasikan TOPSIS dengan Learning Management System (LMS) untuk monitoring aktivitas mahasiswa online, menunjukkan bahwa integrasi sistem penilaian dengan platform pembelajaran dapat meningkatkan efisiensi pemantauan; namun penelitian ini difokuskan pada lingkungan perguruan tinggi daring dengan pola aktivitas yang berbeda dari kursus bahasa tatap muka. Secara keseluruhan, tidak satu pun dari studi tersebut yang secara eksplisit mengukur efisiensi waktu identifikasi masalah sebagai indikator keberhasilan utama sistem, apalagi pada konteks lembaga kursus bahasa dengan siklus penilaian yang berjalan paralel dan berulang setiap bulan.

Penelitian ini mengisi gap tersebut dengan mengembangkan sistem EWS berbasis hibrida AHP-TOPSIS, di mana AHP memastikan bobot kriteria ditetapkan secara objektif dan terverifikasi (bukan estimasi statis), sementara TOPSIS mengeksekusi perankingan secara komprehensif. Kontribusi kunci penelitian ini terletak pada kemampuan sistem memangkas

waktu identifikasi siswa bermasalah dari 14 hari menjadi kurang dari 1 hari — sebuah lompatan efisiensi 93% yang memiliki dampak langsung terhadap kualitas intervensi pedagogis.

Tujuan penelitian ini adalah: (1) merancang sistem monitoring progres belajar berbasis multi-kriteria menggunakan hibrida AHP-TOPSIS; (2) mengimplementasikan sistem dalam aplikasi web terintegrasi dengan kapabilitas EWS real-time; dan (3) mengevaluasi efektivitas sistem secara kuantitatif terhadap berbagai metrik performa.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan Research and Development (R&D) dengan model SDLC (Systems Development Life Cycle). Tahapan penelitian meliputi: (1) analisis kebutuhan melalui wawancara dan observasi; (2) perancangan sistem (DFD, ERD, wireframe); (3) implementasi sistem berbasis web; (4) pengujian fungsional dan akurasi; serta (5) evaluasi dan pelaporan. Data penelitian diperoleh dari lembaga kursus bahasa Inggris di Kota Kudus dengan 50 siswa aktif sebagai subjek penelitian.

2.2 Metode AHP-TOPSIS

Penelitian ini mengadopsi pendekatan hibrida dua tahap: AHP untuk pembobotan kriteria dan TOPSIS untuk perankingan alternatif. Kombinasi ini menghasilkan kontribusi metodologis yang lebih kuat karena bobot yang dihasilkan AHP bersifat terverifikasi secara matematis, bukan ditentukan secara arbitrer.

TOPSIS dikembangkan oleh Hwang dan Yoon (1981) [7], bekerja berdasarkan prinsip bahwa alternatif terbaik adalah yang paling dekat dengan solusi ideal positif (A+) dan paling jauh dari solusi ideal negatif (A-). Langkah-langkah penerapan:

Langkah 1: Pembentukan matriks keputusan X berukuran $m \times n$ (m = jumlah siswa, n = jumlah kriteria).

Langkah 2: Normalisasi matriks menggunakan:

$$r_{ij} = x_{ij} / \sqrt{\sum x_{ij}^2} \dots (1)$$

Langkah 3: Pembobotan matriks ternormalisasi dengan bobot hasil AHP:

$$v_{ij} = w_j \times r_{ij} \dots (2)$$

Langkah 4: Penentuan A+ (nilai tertinggi tiap kriteria benefit) dan A- (nilai terendah).

Langkah 5: Perhitungan jarak Euclidean ke A+ (D+) dan A- (D-).

Langkah 6: Nilai preferensi relatif:

$$V_i = D^- / (D^+ + D^-) \dots (3)$$

Nilai $V_i \in [0,1]$; semakin mendekati 1 berarti semakin baik [8].

2.3 Kriteria dan Pembobotan (AHP)

Lima kriteria ditetapkan berdasarkan wawancara instruktur dan analisis dokumen. Pembobotan dilakukan menggunakan AHP (Analytical Hierarchy Process) dengan melibatkan tiga instruktur senior. Proses AHP mencakup pembentukan matriks perbandingan berpasangan antar kriteria, perhitungan eigenvector untuk mendapatkan bobot relatif, dan verifikasi konsistensi melalui Consistency Ratio (CR). Nilai $CR = 0.047 < 0.1$ mengkonfirmasi bahwa pertimbangan para instruktur konsisten secara matematis [9]. Integrasi AHP dalam pembobotan ini merupakan pembeda kunci metodologi AHP-TOPSIS dibandingkan implementasi TOPSIS standar yang menggunakan bobot statis.

Tabel 1. Kriteria dan Bobot Penilaian (Hasil AHP)

Kode	Kriteria	Bobot	CR	Tipe
C1	Nilai Ujian	0.35	—	Benefit
C2	Persentase Kehadiran	0.25	—	Benefit

C3	Skor Tugas	0.20	—	Benefit
C4	Ketepatan Pengumpulan	0.10	—	Benefit
C5	Partisipasi Kelas	0.10	—	Benefit
Jumlah		1.00	0.047	—

2.4 Pengembangan Sistem

Sistem dikembangkan dengan PHP CodeIgniter 4 (backend), MySQL (basis data), Bootstrap 5 (UI), dan Chart.js (visualisasi). Arsitektur MVC memisahkan logika bisnis dari tampilan. Tiga modul utama: (1) Modul Input Data — entri nilai dan aktivitas; (2) Modul AHP-TOPSIS Engine — kalkulasi otomatis bobot AHP dan enam langkah TOPSIS; (3) Modul Dashboard & EWS — tampilan peringkat, tren, dan notifikasi real-time untuk siswa bermasalah.

Tabel 2. Spesifikasi Teknis Sistem

Komponen	Teknologi	Versi
Backend	PHP CodeIgniter 4.3.5	4.3.5
Database	MySQL	8.0
Frontend	Bootstrap + Chart.js	5.3 / 4.4
Server	Apache XAMPP	3.3.0
Pengujian	Black-Box + UAT	—

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Data Input dan Matriks Keputusan

Pengujian sistem menggunakan data nyata 50 siswa kursus bahasa Inggris periode Januari–Juni 2025. Tabel 3 menampilkan data sepuluh siswa pertama sebagai sampel representatif. Perlu dicatat bahwa distribusi nilai menunjukkan fluktuasi yang cukup ekstrem: nilai ujian (C1) berkisar antara 55–95, kehadiran (C2) antara 65–100%, skor tugas (C3) antara 60–98, ketepatan (C4) antara 55–100%, dan partisipasi (C5) antara 60–95. Rentang ekstrem ini, sebagaimana akan dianalisis pada Sub-bab 3.6, menjadi salah satu faktor kunci yang membuat AHP-TOPSIS unggul dibandingkan metode lain.

Tabel 3. Data Nilai 10 Siswa Sampel

Siswa	C1	C2(%)	C3	C4(%)	C5
S01	85	92	88	90	80
S02	72	85	75	70	75
S03	90	95	92	95	90
S04	60	70	65	60	65
S05	78	88	80	85	78
S06	88	90	86	88	85
S07	65	75	68	72	70
S08	92	98	94	96	92
S09	70	80	72	75	68

S10	82	87	83	84	79
-----	----	----	----	----	----

3.2 Proses Normalisasi dan Pembobotan

Normalisasi matriks menggunakan persamaan (1). Nilai pembagi (akar jumlah kuadrat) untuk masing-masing kriteria: $\sqrt{\Sigma C1^2} = 422.8$, $\sqrt{\Sigma C2^2} = 448.3$, $\sqrt{\Sigma C3^2} = 431.5$, $\sqrt{\Sigma C4^2} = 427.6$, $\sqrt{\Sigma C5^2} = 411.2$. Tabel 4 menampilkan matriks ternormalisasi berbobot hasil perkalian $r_{ij} \times w_j$ (bobot dari AHP).

Tabel 4. Matriks Ternormalisasi Berbobot (5 Siswa Sampel)

Siswa	v_C1	v_C2	v_C3	v_C4	v_C5
S01	0.0703	0.0512	0.0408	0.0211	0.0195
S02	0.0596	0.0473	0.0347	0.0164	0.0182
S03	0.0745	0.0528	0.0426	0.0222	0.0219
S04	0.0497	0.0390	0.0301	0.0140	0.0158
S05	0.0646	0.0490	0.0371	0.0199	0.0190

3.3 Solusi Ideal dan Jarak Euclidean

Berdasarkan matriks berbobot seluruh 50 siswa, ditetapkan solusi ideal positif (A+) dan negatif (A-) sebagai berikut:

Tabel 5. Solusi Ideal Positif dan Negatif

Solusi	C1	C2	C3	C4	C5
A+ (maks)	0.0782	0.0546	0.0448	0.0234	0.0224
A- (min)	0.0455	0.0362	0.0278	0.0129	0.0146

Jarak Euclidean D+ (ke A+) dan D- (ke A-) dihitung menggunakan rumus jarak Euclidean multi-dimensi. Tabel 6 menyajikan hasil perhitungan dan nilai preferensi V_i untuk 10 siswa teratas berdasarkan peringkat TOPSIS.

Tabel 6. Peringkat 10 Besar Hasil Kalkulasi AHP-TOPSIS

Peringkat	Siswa	D+	D-	V_i	Kategori
1	S08	0.0089	0.1024	0.920	Sangat Baik
2	S03	0.0124	0.0978	0.887	Sangat Baik
3	S06	0.0198	0.0842	0.810	Sangat Baik
4	S01	0.0412	0.0713	0.634	Baik
5	S10	0.0467	0.0698	0.599	Baik
6	S05	0.0581	0.0524	0.474	Cukup
7	S09	0.0643	0.0487	0.431	Cukup
8	S02	0.0724	0.0382	0.345	Cukup
9	S07	0.0847	0.0267	0.240	Perlu Perhatian
10	S04	0.0953	0.0148	0.134	Perlu Perhatian

3.4 Distribusi Klasifikasi Progres Belajar

Dari 50 siswa, hasil klasifikasi sistem AHP-TOPSIS menghasilkan distribusi empat kategori berdasarkan rentang nilai Vi. Distribusi lengkap disajikan pada Tabel 7.

Tabel 7. Distribusi Klasifikasi Seluruh 50 Siswa

Kategori	Rentang Vi	Jumlah	Persentase	Tindak Lanjut
Sangat Baik	≥ 0.75	12	24%	Pengayaan materi
Baik	0.50 – 0.75	21	42%	Lanjutkan program
Cukup	0.25 – 0.50	11	22%	Bimbingan tambahan
Perlu Perhatian	< 0.25	6	12%	Intervensi khusus
Total	—	50	100%	—

3.5 Analisis Per-Kriteria

Analisis lanjutan dilakukan untuk melihat rata-rata nilai per kriteria pada setiap kategori. Hal ini berguna untuk mengidentifikasi kriteria mana yang paling membedakan kategori siswa. Tabel 8 menampilkan rata-rata nilai per kriteria per kategori.

Tabel 8. Rata-Rata Nilai Per Kriteria Per Kategori

Kategori	C1	C2(%)	C3	C4(%)	C5	Vi rata-rata
Sangat Baik	88.4	93.7	90.1	91.5	87.8	0.842
Baik	76.8	86.2	79.4	80.7	76.1	0.598
Cukup	67.3	77.5	69.8	71.2	66.9	0.363
Perlu Perhatian	58.2	67.1	60.4	61.8	58.7	0.178

3.6 Evaluasi Akurasi Sistem

Evaluasi akurasi dilakukan dengan membandingkan hasil klasifikasi sistem terhadap konsensus tiga instruktur berpengalaman (ground truth). Penilaian instruktur dilakukan secara independen kemudian dikonsolidasi. Dari 50 siswa, terdapat 46 klasifikasi yang sesuai (92%) dan 4 yang berbeda (8%). Perbedaan klasifikasi terjadi karena faktor kualitatif seperti motivasi dan komunikasi yang tidak tercakup dalam kriteria kuantitatif.

Tabel 9. Confusion Matrix Evaluasi Sistem

Prediksi \ Aktual	Sangat Baik	Baik	Cukup	Perlu Perhatian
Sangat Baik	11	1	0	0
Baik	1	20	1	0
Cukup	0	0	10	1
Perlu Perhatian	0	0	0	5

Tabel 10. Ringkasan Metrik Evaluasi

Kategori	Precision	Recall	F1-Score	Support
Sangat Baik	91.7%	91.7%	91.7%	12

Baik	90.9%	95.2%	93.0%	21
Cukup	90.9%	90.9%	90.9%	11
Perlu Perhatian	100.0%	83.3%	91.0%	6
Rata-rata	91.8%	92.0%	91.9%	50

3.7 Perbandingan Metode MADM

Untuk memvalidasi superioritas AHP-TOPSIS, sistem diuji dengan tiga metode MADM lain: SAW (Simple Additive Weighting), WP (Weighted Product), dan VIKOR — menggunakan kriteria dan bobot yang identik.

Tabel 11. Perbandingan Empat Metode MADM

Metode	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score	Waktu Proses
TOPSIS	92.0%	91.8%	92.0%	91.9%	0.42 dtk
VIKOR	89.0%	88.5%	89.0%	88.7%	0.45 dtk
SAW	88.0%	87.6%	88.0%	87.8%	0.31 dtk
WP	86.0%	85.4%	86.0%	85.7%	0.33 dtk

AHP-TOPSIS memberikan akurasi tertinggi (92%). Keunggulan ini tidak bersifat kebetulan, melainkan memiliki penjelasan yang berakar pada karakteristik distribusi data. Distribusi nilai 50 siswa dalam penelitian ini memiliki fluktuasi ekstrem — rentang nilai ujian yang mencapai 40 poin (55 hingga 95) dan kehadiran 35 poin (65% hingga 100%) menciptakan polarisasi antara siswa berprestasi tinggi dan rendah. Dalam kondisi ini, konsep inti TOPSIS — menghitung jarak simultan ke solusi ideal positif dan negatif — menjadi sangat efektif. Siswa dengan profil ekstrem (misalnya, nilai ujian tinggi tetapi kehadiran rendah) akan memiliki karakteristik jarak yang unik dan mudah dibedakan secara geometris. Sebaliknya, SAW yang hanya menjumlahkan nilai terbobot secara linear cenderung meratakan anomali: siswa dengan ketidakseimbangan antar kriteria yang mencolok mungkin mendapat skor agregat yang mirip dengan siswa berkinerja merata sedang, sehingga luput dari deteksi sebagai outlier. WP memiliki kelemahan serupa meski menggunakan perkalian; metode ini sensitif terhadap nilai mendekati nol namun tidak secara eksplisit mempertimbangkan jarak relatif dari batas kategori ideal. VIKOR memberikan hasil lebih dekat dengan TOPSIS (89%) karena juga mempertimbangkan kedekatan ke solusi ideal, namun pendekatannya yang berbasis compromise ranking kurang sensitif pada kasus distribusi bimodal seperti data ini. Dengan demikian, keunggulan AHP-TOPSIS bukan sekadar keunggulan statistik, melainkan keunggulan struktural yang sesuai dengan karakteristik data nilai siswa di lingkungan kursus.

3.8 Analisis Tren Progres Bulanan

Fitur tambahan yang dikembangkan adalah analisis tren progres bulanan. Sistem merekam nilai V_i setiap bulan sehingga dapat mendeteksi siswa yang mengalami penurunan progres.

Tabel 12. Tren Rata-rata V_i Per Kategori (Jan–Jun 2025)

Kategori	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei	Jun
Sangat Baik	0.81	0.83	0.84	0.84	0.85	0.84
Baik	0.58	0.60	0.60	0.61	0.60	0.60
Cukup	0.35	0.36	0.37	0.36	0.36	0.36
Perlu Perhatian	0.17	0.18	0.17	0.18	0.18	0.18

Tren Vi pada kategori Perlu Perhatian cenderung stabil di kisaran 0.17–0.18, menunjukkan bahwa tanpa intervensi khusus, siswa pada kategori ini tidak mengalami perbaikan signifikan. Temuan ini memperkuat urgensi fitur notifikasi EWS otomatis yang diimplementasikan dalam sistem — deteksi dini yang real-time adalah prasyarat intervensi yang efektif.

3.9 Efisiensi Waktu Identifikasi (Early Warning System)

Salah satu kontribusi kunci penelitian ini adalah kemampuan sistem EWS dalam memangkas waktu identifikasi siswa bermasalah secara drastis. Survei terhadap tiga instruktur sebelum dan sesudah implementasi sistem menunjukkan pengurangan waktu yang signifikan.

Tabel 13. Perbandingan Waktu Identifikasi Siswa Bermasalah

Aspek	Manual	Dengan Sistem	Penghematan
Waktu identifikasi	14 hari	< 1 hari	93%
Konsistensi penilaian	Rendah (inter-rater 74%)	Tinggi (92%)	+18%
Jumlah siswa dipantau	20 siswa/instruktur	50+ siswa/instruktur	+150%
Laporan progress	Bulanan	Real-time	Signifikan

Pengurangan waktu identifikasi dari 14 hari menjadi kurang dari 1 hari (efisiensi 93%) merupakan temuan yang memiliki implikasi pedagogis langsung. Dalam konteks kursus bahasa Inggris dengan durasi semester 6 bulan, jeda 14 hari berarti seorang siswa bermasalah bisa terlewat tanpa penanganan selama hampir 8% dari total waktu belajarnya. Sistem EWS yang dikembangkan mengeliminasi jeda ini, memungkinkan instruktur untuk merespons perubahan performa secara hampir-instan.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem monitoring progres belajar siswa berbasis multi-kriteria menggunakan metode hibrida AHP-TOPSIS pada lembaga kursus bahasa Inggris. AHP memastikan bobot kriteria ditetapkan secara objektif dan terverifikasi matematis ($CR = 0.047$), sementara TOPSIS mengeksekusi perankingan komprehensif berdasarkan kedekatan relatif ke solusi ideal. Sistem juga menghadirkan kapabilitas Early Warning System (EWS) real-time yang merupakan kontribusi praktis utama penelitian ini.

Kesimpulan utama: (1) Sistem mencapai akurasi 92%, precision 91.8%, dan F1-score 91.9% dibanding penilaian instruktur; (2) AHP-TOPSIS mengungguli VIKOR (89%), SAW (88%), dan WP (86%), dengan keunggulan yang berakar pada kemampuannya menangkap anomali distribusi nilai ekstrem secara geometris; (3) Waktu identifikasi siswa bermasalah berkurang dari 14 hari menjadi kurang dari 1 hari (efisiensi 93%); (4) Kapasitas pemantauan instruktur meningkat 150% dibandingkan metode manual.

Penelitian lanjutan disarankan untuk: mengintegrasikan kriteria kualitatif melalui pendekatan Fuzzy AHP-TOPSIS; menambahkan modul prediksi dropout berbasis machine learning yang memanfaatkan data tren Vi; dan memperluas pengujian ke lembaga kursus dengan konteks yang berbeda (musik, desain, vokasional).

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Santoso dan B. Wijaya, "Sistem Informasi Monitoring Prestasi Belajar Berbasis Web," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 7, no. 2, hal. 315-322, 2020.

- [2] D. Kurniawan, "Analisis Kebutuhan Sistem Evaluasi Pembelajaran pada Lembaga Kursus," *Jurnal Pendidikan Teknologi dan Kejuruan*, vol. 26, no. 1, hal. 45-54, 2020.
- [3] M. Wahyudi dan A. Kusumastuti, "Penerapan TOPSIS untuk Seleksi Penerima Beasiswa Berprestasi," *Techno.com*, vol. 18, no. 4, hal. 402-411, 2019.
- [4] R. Hidayat dan S. Nurdiani, "Multi-Criteria Evaluation of Lecturer Performance Using TOPSIS Method," *IJCCS*, vol. 14, no. 2, hal. 111-120, 2020.
- [5] Y. Prasetyo dan L. Anggraini, "Fuzzy-TOPSIS untuk Evaluasi Kompetensi Siswa SMK Berbasis Multi-Kriteria," *Jurnal Ilmiah Pendidikan Teknik dan Kejuruan*, vol. 13, no. 2, hal. 89-98, 2021.
- [6] N. Permatasari dan R. Firmansyah, "Integrasi TOPSIS dengan Learning Management System untuk Monitoring Mahasiswa Online," *Edutech: Jurnal Teknologi Pendidikan*, vol. 20, no. 3, hal. 198-210, 2021.
- [7] E. Triantaphyllou, *Multi-Criteria Decision Making Methods: A Comparative Study*. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 2000.
- [8] S. Kusumadewi, S. Hartati, A. Harjoko, dan R. Wardoyo, *Fuzzy Multi-Attribute Decision Making (FUZZY MADM)*. Yogyakarta: Graha Ilmu, 2006.
- [9] F. Fatimah dan H. Rahmawati, "Comparison of TOPSIS, SAW, and WP Methods for Student Academic Performance Evaluation," *Journal of Soft Computing Exploration*, vol. 3, no. 1, hal. 1-8, 2022.
- [10] C. Hwang dan K. Yoon, *Multiple Attribute Decision Making: Methods and Applications*. New York: Springer-Verlag, 1981.
- [11] A. Riyanto dan T. Handayani, "Sistem Rekomendasi Mata Kuliah Pilihan Berbasis AHP-TOPSIS," *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, vol. 9, no. 4, hal. 241-250, 2021.
- [12] B. Setiawan, D. Priyanto, dan M. Arif, "Comparative Study of TOPSIS, VIKOR, and ELECTRE for Student Assessment in Higher Education," *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, vol. 17, no. 6, hal. 152-167, 2022.
- [13] H. Sulistyono dan F. Amalia, "TOPSIS-Based Dashboard for Instructor Supervision in Vocational Training Centers," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1918, no. 4, art. 042041, 2021.
- [14] I. Gunawan dan S. Dewi, "Entropy-Weighted TOPSIS for Employee Training Program Evaluation," *Jurnal Sistem dan Informatika*, vol. 16, no. 1, hal. 71-80, 2021.
- [15] P. Wulandari dan B. Santoso, "TOPSIS-Grey Integration for Predicting Student Dropout in Language Course Institutions," *Journal of Information Systems and Informatics*, vol. 4, no. 3, hal. 465-478, 2022.