

Analisis Penerapan Metode WASPAS untuk Penentuan Pola Belajar Mahasiswa Berdasarkan Gaya Belajar

Ria Ester¹, Dian Tri Yuniarti², Putri Eka Valentina³, Faris Maulana Kusumah Putra⁴

^{1,2,3,4}Teknik Informatika, Ilmu Komputer, Universitas Pamulang

¹dosen02665@unpam.ac.id, ²diantriyuniarti025@gmail.com*, ³putriekavalentina783@gmail.com, ⁴farisput111@gmail.com

Abstract

Higher education in the digital era requires learning approaches that are able to adapt to individual student characteristics, including differences in learning styles. This study aims to develop a model for assessing students' learning patterns and to provide more personalized learning recommendations using the Weighted Aggregated Sum Product Assessment (WASPAS) method. The data used are secondary data obtained from 1,000 students with seven learning criteria, namely academic score, course participation, attendance rate, physical activity, emotional engagement, device usage, and feedback score. The WASPAS method is applied through two main stages, namely the calculation of the Weighted Sum Model (WSM) and the Weighted Product Model (WPM), which are then aggregated to produce a composite WASPAS score for each student. Manual calculations are demonstrated using five student samples, while computations for the entire dataset are performed using Python in the Jupyter Notebook environment. The results show that students' WASPAS scores range from 0.2815 to 0.9914 with a distribution that tends to be normal. Most students fall into the "fair" to "very good" learning pattern categories, while a small proportion are classified as "very high" and "requiring special attention." Analysis based on visual, auditory, and kinesthetic learning styles indicates differences in average WASPAS scores across groups, supporting the effectiveness of the WASPAS method in integrating multiple learning criteria simultaneously. These findings demonstrate that WASPAS can be used as a decision support tool to map student learning profiles and assist in designing more adaptive, targeted, and personalized learning strategies in higher education.

Keywords: WASPAS, learning styles, decision support system, multi-criteria decision making, personalized learning

Abstrak

Pendidikan tinggi di era digital memerlukan pendekatan pembelajaran yang mampu menyesuaikan diri dengan karakteristik individu mahasiswa, termasuk perbedaan gaya belajar. Penelitian ini bertujuan untuk menyusun model penilaian pola belajar mahasiswa serta memberikan rekomendasi pembelajaran yang lebih personal menggunakan metode *Weighted Aggregated Sum Product Assessment* (WASPAS). Data yang digunakan merupakan data sekunder yang berasal dari 1000 mahasiswa dengan tujuh kriteria pembelajaran, yaitu skor akademik, partisipasi kursus, tingkat kehadiran, aktivitas fisik, keterlibatan emosional, penggunaan perangkat, dan skor umpan balik. Metode WASPAS diterapkan melalui dua tahapan utama, yaitu perhitungan *Weighted Sum Model* (WSM) dan *Weighted Product Model* (WPM), yang kemudian digabungkan untuk menghasilkan skor komposit WASPAS pada setiap mahasiswa. Contoh perhitungan manual dilakukan pada lima data mahasiswa, sedangkan perhitungan untuk keseluruhan dataset dilakukan secara komputasi menggunakan bahasa pemrograman Python pada lingkungan Jupyter Notebook. Hasil penelitian menunjukkan bahwa nilai skor WASPAS mahasiswa berada pada rentang 0,2815 hingga 0,9914 dengan distribusi yang mendekati normal. Sebagian besar mahasiswa berada pada kategori pola belajar "cukup baik" hingga "sangat baik", sementara sebagian kecil berada pada kategori "sangat tinggi" dan "perlu perhatian khusus". Analisis berdasarkan gaya belajar visual, auditori, dan kinestetik menunjukkan adanya perbedaan rata-rata skor WASPAS antar kelompok, sehingga mendukung efektivitas metode WASPAS dalam mengintegrasikan berbagai kriteria pembelajaran secara simultan. Temuan ini menunjukkan bahwa metode WASPAS dapat dimanfaatkan sebagai alat bantu pengambilan keputusan untuk memetakan profil pola belajar mahasiswa dan mendukung perancangan strategi pembelajaran yang lebih adaptif, terarah, dan personal di lingkungan pendidikan tinggi.

Kata kunci: WASPAS, gaya belajar, sistem pendukung keputusan, *multi-criteria decision making*, personalisasi pembelajaran

©This work is licensed under a Creative Commons Attribution - ShareAlike 4.0 International License

1. Pendahuluan

Pendidikan tinggi di era digital memerlukan pendekatan pembelajaran yang disesuaikan dengan karakteristik individu mahasiswa. Setiap mahasiswa memiliki gaya belajar yang berbeda-beda, yang memengaruhi cara mereka menerima dan memproses

informasi. Model VARK (*Visual, Auditory, Reading/Writing, Kinesthetic*) yang dikembangkan oleh Fleming dan Mills menjadi salah satu pendekatan populer dalam mengidentifikasi preferensi belajar berdasarkan modalitas sensorik [1].

Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa pencocokan strategi pembelajaran dengan gaya belajar individu dapat meningkatkan motivasi dan prestasi mahasiswa. Sebaliknya, ketidaksesuaian antara metode pembelajaran dan gaya belajar mahasiswa dilaporkan dapat menyebabkan rendahnya keterlibatan belajar, kesulitan memahami materi, serta penurunan capaian akademik yang berujung pada kegagalan studi pada sebagian mahasiswa. Dariyanti *et al.* menemukan bahwa gaya belajar kinestetik mendominasi pada mahasiswa Fakultas Kedokteran Universitas Nusa Cendana (43,58%), diikuti auditori (35,25%), *read-write* (14,10%), dan visual (7,05%)[2]. Implementasi model VARK dengan media pembelajaran berbasis online terbukti meningkatkan pemahaman konsep dan kemampuan pemecahan masalah. Namun, penerapan sistem yang memberikan rekomendasi pola belajar secara objektif dan terukur masih terbatas di institusi pendidikan Indonesia.

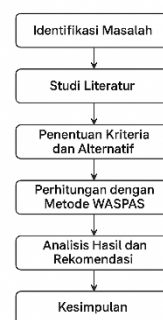
Sistem Pendukung Keputusan (DSS) berbasis *Multi-Criteria Decision Making* (MCDM) menawarkan solusi untuk personalisasi pembelajaran [3]. Metode WASPAS (*Weighted Aggregated Sum Product Assessment*) adalah salah satu metode dalam *Multi-Criteria Decision Making* (MCDM) yang digunakan untuk membantu pengambilan keputusan dengan mempertimbangkan beberapa kriteria secara bersamaan. WASPAS menggabungkan dua pendekatan utama, yaitu *Weighted Sum Model* (WSM) dan *Weighted Product Model* (WPM), untuk menghasilkan penilaian yang lebih komprehensif dan akurat terhadap alternatif yang dievaluasi [4]. Dalam konteks pendidikan Indonesia, metode WASPAS telah diterapkan untuk berbagai keputusan akademik[5]. Penelitian lebih lanjut oleh Lestari dan Perdana menerapkan WASPAS untuk pemilihan peminatan program studi teknik informatika, sementara Sugara mengimplementasikannya untuk penentuan siswa berprestasi di tingkat menengah atas [6][7].

Meskipun metode WASPAS telah dibuktikan efektif dalam berbagai aplikasi pengambilan keputusan, belum banyak penelitian yang mengintegrasikannya dengan analisis gaya belajar untuk personalisasi pembelajaran. Metode *Weighted Aggregated Sum Product Assessment* (WASPAS) dipilih karena mampu mengintegrasikan berbagai kriteria pembelajaran yang bersifat heterogen, baik kuantitatif maupun kualitatif, dalam satu kerangka penilaian komposit. Pada kasus analisis gaya belajar mahasiswa, kriteria yang digunakan mencakup aspek akademik, partisipasi, dan kondisi pendukung pembelajaran yang memiliki skala dan karakteristik berbeda. WASPAS menggabungkan pendekatan *Weighted Sum Model* (WSM) yang menekankan kontribusi linier setiap kriteria dan *Weighted Product Model* (WPM) yang mempertimbangkan pengaruh proporsional antar kriteria, sehingga menghasilkan penilaian yang lebih stabil dan objektif dalam memetakan pola belajar mahasiswa.

Penelitian ini bertujuan untuk mengisi celah penelitian tersebut dengan mengembangkan sistem rekomendasi pola belajar berbasis WASPAS yang mempertimbangkan gaya belajar mahasiswa (*Visual, Auditory, dan Kinesthetic*). Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang umumnya hanya berfokus pada satu atau dua kriteria pembelajaran, seperti nilai ujian atau capaian akademik, penelitian ini menganalisis 1000 mahasiswa berdasarkan tujuh kriteria pembelajaran yang lebih komprehensif, termasuk aktivitas fisik dan penggunaan perangkat. Pendekatan ini dinilai lebih relevan dalam merepresentasikan perilaku belajar mahasiswa di era digital. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan rekomendasi pola belajar yang sistematis, objektif, dan dapat diimplementasikan di institusi pendidikan tinggi.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif dengan pendekatan deskriptif-analitik. Metode kuantitatif digunakan untuk menganalisis data numerik dari 1000 mahasiswa yang bersifat data sekunder, yaitu data yang diperoleh dari dataset publik yang telah tersedia dan digunakan sebagai sumber data penelitian.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Pendekatan deskriptif-analitik digunakan untuk menggambarkan karakteristik pembelajaran mahasiswa dan menganalisis pola yang muncul dari data [8].

2.1 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian dapat dijelaskan sebagai berikut:

1) Identifikasi Masalah

Tahap ini dilakukan untuk memahami permasalahan yang terjadi, yaitu perlunya sistem pendukung keputusan dalam menentukan pola belajar mahasiswa agar proses belajar lebih efektif.

2) Studi Literatur

Peneliti mengkaji teori dan hasil penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan gaya belajar, metode pengambilan keputusan multikriteria, serta penerapan metode WASPAS pada bidang pendidikan.

3) Penentuan Kriteria dan Alternatif

Penelitian ini menggunakan tujuh kriteria untuk menilai efektivitas pola belajar mahasiswa, yaitu skor akademik, partisipasi kursus, tingkat kehadiran,

aktivitas fisik, keterlibatan emosi, penggunaan perangkat, dan skor umpan balik. Kriteria tersebut diterapkan untuk mengevaluasi setiap mahasiswa sebagai alternatif berdasarkan aspek akademik dan non-akademik yang memengaruhi proses pembelajaran. Seluruh kriteria bersifat *benefit*, sehingga nilai kriteria yang lebih tinggi menunjukkan kondisi pola belajar mahasiswa yang semakin baik. Alternatif dalam penelitian ini adalah mahasiswa yang terdapat dalam dataset penelitian, yaitu sebanyak 1000 mahasiswa yang diberi kode A1 hingga A1000. Setiap alternatif memiliki atribut gaya belajar yang dikelompokkan ke dalam tiga kategori, yaitu visual, auditori, dan kinestetik.

Hasil perankingan yang diperoleh dari penerapan metode *Weighted Aggregated Sum Product Assessment* (WASPAS) selanjutnya dianalisis berdasarkan masing-masing kelompok gaya belajar. Analisis ini bertujuan untuk menyusun rekomendasi pola belajar yang sesuai dengan karakteristik mahasiswa bergaya belajar visual, auditori, dan kinestetik. Perhitungan dengan Metode WASPAS

Langkah 1: Pembentukan Matriks Keputusan

Matriks keputusan X diformulasikan untuk merepresentasikan nilai setiap alternatif terhadap seluruh kriteria yang digunakan dalam penelitian. Matriks keputusan dinyatakan pada Persamaan (1).

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \dots & x_{mn} \end{pmatrix} \quad (1)$$

dengan $m = 1000$ (jumlah alternatif/mahasiswa) dan $n = 7$ (jumlah kriteria).

Langkah 2: Normalisasi Matriks Keputusan

Normalisasi matriks keputusan dilakukan untuk menyamakan skala nilai antar kriteria yang memiliki satuan dan rentang berbeda. Dalam metode WASPAS, proses normalisasi dilakukan menggunakan dua pendekatan, yaitu untuk kriteria bertipe *benefit* dan kriteria bertipe *cost*.

Untuk kriteria bertipe *benefit*, di mana nilai yang lebih besar menunjukkan kondisi yang lebih baik, normalisasi dilakukan menggunakan Persamaan (2).

$$R_{ij} = x_{ij} / \left(\max_i (x_{ij}) \right) \text{ untuk } i = 1, 2, \dots, m \text{ dan } j = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

Sedangkan untuk kriteria bertipe *cost*, di mana nilai yang lebih kecil menunjukkan kondisi yang lebih baik, normalisasi dilakukan menggunakan Persamaan (3).

$$R_{ij} = \max_i (x_{ij}) / x_{ij} \text{ untuk } i = 1, 2, \dots, m \text{ dan } j = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

Langkah 3: Perhitungan Skor WSM

Weighted Sum Model (WSM) memberikan nilai agregat dengan kompensasi penuh:

$$Q_{1i} = \sum_{j=1}^n w_j R_{ij} \quad (4)$$

dengan w_j adalah bobot kriteria ke- j dan $\sum_{j=1}^n w_j = 1$.

Langkah 4: Perhitungan Skor WPM

Weighted Product Model (WPM) dihitung menggunakan rumus:

$$Q_{2i} = \prod_{j=1}^n R_{ij}^{w_j} = \exp\left(\sum_{j=1}^n w_j \ln(R_{ij})\right) \quad (5)$$

Penggunaan logaritma natural mencegah *numerical overflow* dan menghasilkan hasil yang lebih stabil [9].

Langkah 5: Perhitungan Skor WASPAS Akhir

Skor akhir WASPAS diperoleh dengan mengagregasi Q_1 dan Q_2 menggunakan balancing factor λ :

$$Q_i = \lambda Q_{1i} + (1 - \lambda) Q_{2i} \quad (6)$$

Dalam penelitian ini, digunakan $\lambda = 0,5$ untuk memberikan bobot sama terhadap WSM dan WPM, sehingga:

$$Q_i = 0,5Q_{1i} + 0,5Q_{2i} = \frac{Q_{1i} + Q_{2i}}{2} \quad (7)$$

Langkah 6: Perankingan

Alternatif (mahasiswa) diurutkan berdasarkan nilai Q_i secara *descending*. Semakin tinggi nilai Q_i , semakin baik posisi alternatif dalam perankingan.

4). Analisis Hasil dan Rekomendasi

Hasil perhitungan diinterpretasikan untuk menentukan alternatif pola belajar terbaik sesuai gaya belajar mahasiswa.

5). Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis, diperoleh pola belajar yang paling sesuai dan efisien menurut metode WASPAS.

2.2 Metode Pengumpulan Data

Data penelitian menggunakan dataset pendidikan mahasiswa yang berisi informasi mengenai profil akademik dan aktivitas pembelajaran mahasiswa. *Dataset* yang digunakan merupakan data sekunder yang mencakup 1000 data mahasiswa dan digunakan sebagai sumber data penelitian.

Pengolahan dan analisis data dilakukan menggunakan bahasa pemrograman *Python* dengan memanfaatkan beberapa *library* pendukung. *Library* *Pandas* digunakan untuk proses pemuatan data, pembersihan data, dan pengelolaan struktur dataset. *NumPy* digunakan untuk mendukung perhitungan numerik dan operasi matriks dalam metode WASPAS. Selain itu, *Matplotlib* dan *Seaborn* digunakan untuk visualisasi data dan penyajian hasil analisis secara grafis guna mempermudah interpretasi pola dan distribusi data.

2.2.1 Karakteristik Sampel Penelitian

Sampel penelitian ini mencakup

Distribusi Gaya Belajar:

Tabel 1. Distribusi Gaya Belajar Mahasiswa

Gaya Belajar	Jumlah	Persentase
Kinesthetic	351	35,1%
Visual	325	32,5%
Auditory	324	32,4%
Total	1000	100%

Kategori Performa Akademik (*Student Performance*):

Tabel 2. Distribusi Kategori Performa Akademik

Kategori	Kode	Jumlah	Persentase
Rendah	0	192	19,2%
Sedang	1	402	40,2%
Tinggi	2	406	40,6%
Total	-	1000	100%

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Penentuan Kriteria dan Alternatif

Data Penelitian ini menggunakan tujuh kriteria yang merepresentasikan aspek penting dalam efektivitas pola belajar mahasiswa. Seluruh kriteria bersifat benefit, artinya semakin tinggi nilainya semakin baik. Kriteria yang digunakan ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Kriteria penilaian pola belajar mahasiswa

Kode	Kriteria	Simbol	Satuan	Tipe
C1	Skor Akademik	AcademicScore	0-100	Benefit
C2	Partisipasi Kursus	CourseParticipation	0-48	Benefit
C3	Tingkat Kehadiran	AttendanceRate	0-1	Benefit
C4	Aktivitas Fisik	PhysicalActivity	>0	Benefit
C5	Keterlibatan Emosi	EmotionEngagement	0-1	Benefit
C6	Penggunaan Perangkat	DeviceUsage	0-30	Benefit
C7	Skor Umpan Balik	FeedbackScore	0-5	Benefit

Alternatif dalam penelitian ini adalah mahasiswa. Untuk memberikan rinci prosedur perhitungan metode WASPAS, diambil lima mahasiswa sebagai , yaitu A₁ sampai A₅. Data mentah kelima alternatif ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Data mentah lima mahasiswa contoh

Alt	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7
A1	98	43	0,8577	2660	0,9293	29	3,8889
A2	85	35	0,7200	2800	0,8500	20	3,5000
A3	92	40	0,8000	3100	0,9000	25	4,0000
A4	80	30	0,7500	2500	0,7500	18	3,0000
A5	95	45	0,9000	3200	0,9500	28	4,5000

Dalam implementasi penuh, prosedur yang sama diterapkan pada seluruh 1000 mahasiswa menggunakan Jupyter Notebook (Python), sehingga diperoleh skor WASPAS dan perangkian lengkap.

3.2 Penentuan Bobot Kriteria

Pada penelitian ini, bobot kriteria ditetapkan berdasarkan pendekatan *equal weighting*, di mana setiap kriteria dianggap memiliki tingkat kepentingan yang sama dalam menilai efektivitas pola belajar mahasiswa. Hal ini dilakukan karena belum terdapat data empiris maupun *judgement* ahli yang secara spesifik menyatakan bahwa suatu kriteria lebih penting dibandingkan kriteria lainnya, sehingga penentuan bobot diferensial berpotensi bersifat subjektif [9]. Namun demikian, dalam konteks evaluasi efektivitas pola belajar, skor akademik dipandang memiliki peran yang lebih dominan dibandingkan tingkat kehadiran, karena skor akademik merepresentasikan hasil akhir dari proses pembelajaran yang mencerminkan pemahaman, penguasaan materi, dan capaian kompetensi mahasiswa secara langsung. Oleh karena itu, apabila pembobotan ditentukan oleh tim peneliti, kriteria *Academic Score* dapat dipertimbangkan memiliki tingkat kepentingan dua kali lebih besar dibandingkan *Attendance Rate*, karena kehadiran tidak selalu menjamin ketercapaian hasil belajar yang optimal. Secara matematis, bobot masing-masing kriteria dinyatakan sebagai:

$$w_j = \frac{1}{n} = \frac{1}{7} \approx 0,1429 \text{ untuk semua } j = 1, 2, \dots, 7$$

dengan:

$$\sum_{j=1}^7 w_j = 1 \tag{8}$$

Academic Score dapat diberikan bobot dua kali lebih besar dibandingkan *Attendance Rate*. Pertimbangan ini didasarkan pada karakteristik data, di mana *Academic Score* merupakan variabel hasil (*outcome variable*) yang merepresentasikan akumulasi performa belajar mahasiswa dari berbagai aktivitas akademik, sedangkan *Attendance Rate* merupakan variabel proses (*process variable*) yang berfungsi sebagai prasyarat terjadinya pembelajaran. Dalam konteks evaluasi efektivitas pola belajar, perubahan kecil pada *Academic Score* memiliki implikasi yang lebih langsung terhadap kualitas hasil belajar dibandingkan perubahan pada tingkat kehadiran, sehingga secara rasional layak diberikan bobot yang lebih tinggi dalam proses agregasi WASPAS.

Pendekatan *equal weighting* dipilih untuk menghindari bias subjektif dan sering digunakan pada studi awal penerapan metode MCDM[10].

Sehingga diperoleh bobot seperti pada Tabel berikut.

Tabel 5. Bobot kriteria yang digunakan

Kode	Kriteria	Sifat Kriteria	Bobot (w _j)
C1	Skor Akademik	Benefit	0,1429
C2	Partisipasi Kursus	Benefit	0,1429
C3	Tingkat Kehadiran	Benefit	0,1429
C4	Aktivitas Fisik	Benefit	0,1429
C5	Keterlibatan Emosi	Benefit	0,1429

C6	Penggunaan Perangkat	Benefit	0,1429
C7	Skor Umpan Balik	Benefit	0,1429

Seluruh kriteria pada Tabel 5 diklasifikasikan sebagai kriteria benefit, karena nilai yang lebih tinggi pada masing-masing kriteria merepresentasikan kondisi pembelajaran yang lebih baik atau lebih mendukung efektivitas pola belajar mahasiswa. Sebagai contoh, skor akademik, tingkat kehadiran, dan partisipasi kursus yang lebih tinggi menunjukkan keterlibatan dan capaian belajar yang lebih optimal, sementara intensitas aktivitas fisik, keterlibatan emosi, serta penggunaan perangkat yang lebih baik mencerminkan dukungan terhadap proses pembelajaran di era digital.

Keseluruhan bobot kriteria diberikan nilai yang sama (*equal weighting*) karena tidak terdapat dasar empiris maupun hasil *expert judgement* yang secara objektif menunjukkan bahwa suatu kriteria memiliki tingkat kepentingan yang lebih dominan dibandingkan kriteria lainnya dalam konteks penentuan pola belajar mahasiswa. Pendekatan ini bertujuan untuk menghindari subjektivitas dalam penentuan bobot serta memastikan bahwa setiap aspek pembelajaran berkontribusi secara proporsional dalam proses agregasi nilai menggunakan metode WASPAS.

Pendekatan ini sejalan dengan praktik umum pada studi eksploratori penerapan metode WASPAS, ketika informasi tentang perbedaan tingkat kepentingan antar kriteria belum tersedia secara jelas [11]. Jika pada penelitian lanjutan diperoleh judgement ahli atau hasil pembobotan dengan metode lain (misalnya AHP atau ROC), nilai bobot dapat disesuaikan untuk memperoleh hasil yang lebih spesifik terhadap konteks penelitian.

3.3 Normalisasi Matriks Keputusan

Selanjutnya, dilakukan proses normalisasi karena setiap kriteria memiliki satuan dan skala pengukuran yang berbeda. Normalisasi diperlukan agar seluruh nilai kriteria berada pada skala yang sama sehingga dapat dibandingkan secara proporsional. Karena seluruh kriteria yang digunakan dalam penelitian ini bertipe *benefit*, maka digunakan metode normalisasi linear sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (9).

$$R_{ij} = \frac{x_{ij}}{\max_i (x_{ij})} \quad (9)$$

di mana:

dengan R_{ij} merupakan nilai ternormalisasi untuk alternatif ke- i pada kriteria ke- j , x_{ij} adalah nilai awal alternatif ke- i pada kriteria ke- j , dan $\max_i (x_{ij})$ adalah nilai maksimum pada kriteria ke- j yang diperoleh dari seluruh alternatif dalam dataset penelitian.

Perlu ditegaskan bahwa nilai maksimum pada setiap kriteria yang digunakan sebagai pembagi dalam proses normalisasi diperoleh dari keseluruhan dataset penelitian yang terdiri dari 1000 data mahasiswa, bukan hanya dari sejumlah alternatif yang ditampilkan pada tabel contoh. Penyajian lima alternatif pada tabel

dan ilustrasi perhitungan dilakukan semata-mata untuk mempermudah pemahaman tahapan normalisasi, sedangkan proses normalisasi aktual dalam metode WASPAS diterapkan pada seluruh data mahasiswa.

$\max_i (x_{ij})$ adalah nilai maksimum pada kriteria ke- j di antara seluruh alternatif.

Nilai maksimum untuk tiap kriteria pada lima alternatif adalah:

$$\max(C1) = 98, \max(C2) = 45, \max(C3) = 0,9000, \max(C4) = 3200$$

$$\max(C5) = 0,9500, \max(C6) = 29, \max(C7) = 4,5000$$

Hasil normalisasi untuk A_1 :

$$R_{1j} = \left\{ \begin{matrix} 1,0000; 0,9556; 0,9530; 0,8313; 0,9782; \\ 1,0000; 0,8642 \end{matrix} \right\}$$

Hasil normalisasi lengkap matriks R (5x7):

$$R = \begin{pmatrix} 1,0000 & 0,9556 & 0,9530 & 0,8313 & 0,9782 & 1,0000 & 0,8642 \\ 0,8673 & 0,7778 & 0,8000 & 0,8750 & 0,8947 & 0,6897 & 0,7778 \\ 0,9388 & 0,8889 & 0,8889 & 0,9688 & 0,9474 & 0,8621 & 0,8889 \\ 0,8163 & 0,6667 & 0,8333 & 0,7813 & 0,7895 & 0,6207 & 0,6667 \\ 0,9694 & 1,0000 & 1,0000 & 1,0000 & 1,0000 & 0,9655 & 1,0000 \end{pmatrix}$$

Dengan cara yang sama, diperoleh nilai ternormalisasi untuk seluruh alternatif. Matriks normalisasi R yang dihasilkan ditampilkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Matriks keputusan ternormalisasi R

Ai	R11	R12	R13	R14	R15	R16	R17
A1	1,000	0,955	0,953	0,831	0,978	1,000	0,864
1	0	6	0	3	2	0	2
A2	0,867	0,777	0,800	0,875	0,894	0,689	0,777
2	3	8	0	0	7	7	8
A3	0,938	0,888	0,888	0,968	0,947	0,862	0,888
3	8	9	9	8	4	1	9
A4	0,816	0,666	0,833	0,781	0,789	0,620	0,666
4	3	7	3	3	5	7	7
A5	0,969	1,000	1,000	1,000	1,000	0,965	1,000
5	4	0	0	0	0	5	0

3.4 Perhitungan Nilai WSM (Q_{1i})

Komponen pertama dalam metode WASPAS adalah *Weighted Sum Model* (WSM). Metode ini menghitung nilai preferensi setiap alternatif berdasarkan penjumlahan terbobot dari seluruh nilai kriteria yang telah dinormalisasi. WSM mengasumsikan adanya sifat *substitusi* antar kriteria, yang berarti nilai rendah pada suatu kriteria masih dapat dikompensasi oleh nilai yang sangat tinggi pada kriteria lainnya.

Nilai WSM untuk setiap alternatif dihitung menggunakan Persamaan (10).

$$Q_{1i} = \sum_{j=1}^n w_j R_{ij} \quad (10)$$

Berdasarkan Subbab 3.2, bobot kriteria ditetapkan menggunakan pendekatan *equal weighting*, di mana setiap kriteria memiliki bobot yang sama, yaitu $w_j = \frac{1}{7} \approx 0,1429$. Oleh karena itu, Persamaan (10) dapat disederhanakan menjadi Persamaan (11).

$$Q_{1i} = \frac{1}{7} \sum_{j=1}^7 R_{ij} \quad (11)$$

Perhitungan nilai Q_1 untuk alternatif A_1 adalah sebagai berikut:

$$Q_{1,A1} = \frac{\sum_{j=1}^7 R_{1j}}{7} \quad (12)$$

Dengan bobot $w_j = \frac{1}{7}$, skor WSM untuk setiap alternatif:

$$Q_{1,A1} = \frac{1}{7(1,0000 + 0,9556 + 0,9530 + 0,8313 + 0,9782 + 1,0000 + 0,8642)} = 0,9403$$

$$Q_{1,A2} = \frac{1}{7(0,8673 + 0,7778 + 0,8000 + 0,8750 + 0,8947 + 0,6897 + 0,7778)} = 0,8403$$

$$Q_{1,A3} = \frac{1}{7(0,9388 + 0,8889 + 0,8889 + 0,9688 + 0,9474 + 0,8621 + 0,8889)} = 0,9120$$

$$Q_{1,A4} = \frac{1}{7(0,8163 + 0,6667 + 0,8333 + 0,7813 + 0,7895 + 0,6207 + 0,6667)} = 0,7392$$

$$Q_{1,A5} = \frac{1}{7(0,9694 + 1,0000 + 1,0000 + 1,0000 + 1,0000 + 0,9655 + 1,0000)} = 0,9907$$

Nilai Q_{1i} yang diperoleh menunjukkan tingkat preferensi alternatif berdasarkan pendekatan penjumlahan terbobot, di mana alternatif dengan nilai Q_{1i} yang lebih besar memiliki performa yang lebih baik berdasarkan kriteria yang digunakan.

3.5 Perhitungan Nilai WPM (Q_{2i})

Komponen kedua metode WASPAS adalah Weighted Product Model (WPM). Nilai WPM untuk setiap alternatif dihitung dengan persamaan:

$$Q_{2i} = \prod_{j=1}^n R_{ij}^{w_j} \quad (13)$$

Untuk memudahkan perhitungan dan menghindari masalah numerik, digunakan bentuk logaritmik:

$$\ln(Q_{2i}) = \sum_{j=1}^n w_j \ln(R_{ij}) = \frac{1}{7} \sum_{j=1}^7 \ln(R_{ij}) \quad (14)$$

$$Q_{2i} = \exp(\ln(Q_{2i}))$$

Perhitungan untuk alternatif A_1 adalah sebagai berikut. Pertama dihitung nilai $\ln(R_{1j})$:

$\ln(1,0000)$
 $\ln(0,9556)$
 $\ln(0,9530)$
 $\ln(0,8313)$
 $\ln(0,9782)$
 $\ln(1,0000)$
 $\ln(0,8642)$

Jumlah logaritma:

$$\sum_{j=1}^7 \ln(R_{1j}) = -0,4460$$

Rata-rata logaritma:

$$\ln(Q_{2,A1}) = \frac{-0,4460}{7} = -0,0637$$

Nilai $Q_{2,A1}$:

$$Q_{2,A1} = e^{-0,0637} = 0,9383$$

Hasil serupa untuk A_2 – A_5 :

$$Q_{2,A2} = 0,8088$$

$$Q_{2,A3} = 0,9112$$

$$Q_{2,A4} = 0,7349$$

$$Q_{2,A5} = 0,9906$$

Perhitungan yang sama dilakukan untuk alternatif lain. Hasil akhir nilai Q_2 ditampilkan pada Tabel 7.

Tabel 7. Nilai WPM (Q_2) untuk lima alternatif

Alternatif	Q_2 (WPM)
A1	0,9383
A2	0,8088
A3	0,9112
A4	0,7349
A5	0,9906

Nilai Q_2 cenderung sedikit lebih kecil dibanding Q_1 karena WPM lebih sensitif terhadap nilai kriteria yang rendah.

3.6 Perhitungan Skor WASPAS Akhir (Q_i)

Nilai akhir metode WASPAS merupakan kombinasi linear antara Q_1 dan Q_2 dengan parameter λ . Mengikuti rekomendasi literatur, penelitian ini menggunakan $\lambda = 0,5$ sehingga kontribusi WSM dan WPM seimbang. Persamaan yang digunakan adalah:

$$Q_i = \lambda Q_{1i} + (1 - \lambda) Q_{2i} = 0,5 Q_{1i} + 0,5 Q_{2i}$$

atau dapat ditulis sebagai:

$$Q_i = \frac{Q_{1i} + Q_{2i}}{2} \quad (15)$$

Perhitungan skor WASPAS untuk setiap alternatif adalah sebagai berikut:

Alternatif A_1 :

$$Q_{A1} = \frac{0,9403 + 0,9383}{2} = 0,9394$$

Alternatif A2:

$$Q_{A2} = \frac{0,8403 + 0,8088}{2} = 0,8246$$

Alternatif A3:

$$Q_{A3} = \frac{0,9120 + 0,9112}{2} = 0,9116$$

Alternatif A4:

$$Q_{A4} = \frac{0,7392 + 0,7349}{2} = 0,7371$$

Alternatif A5:

$$Q_{A5} = \frac{0,9907 + 0,9906}{2} = 0,9907$$

Ringkasan nilai akhir Q dan perangkingan ditunjukkan pada Tabel 8.

Tabel 8. Skor WASPAS akhir dan perangkingan alternatif

Rank	Alt	Q ₁	Q ₂	Q (WASPAS)
1	A5	0,9907	0,9906	0,9907
2	A1	0,9403	0,9383	0,9394
3	A3	0,9120	0,9112	0,9116
4	A2	0,8403	0,8088	0,8246
5	A4	0,7392	0,7349	0,7371

Berdasarkan nilai Q, alternatif A5 menempati peringkat pertama dengan skor WASPAS sebesar 0,9907, diikuti oleh A1 dan A3. Alternatif A4 memperoleh skor terendah dan berada pada peringkat terakhir.

Perhitungan pada lima mahasiswa (A1–A5) ini menggambarkan secara rinci tahapan metode WASPAS, mulai dari normalisasi matriks keputusan, perhitungan nilai WSM (Q₁), WPM (Q₂), hingga skor WASPAS akhir (Q) dan perangkingan alternatif.

Prosedur perhitungan yang sama kemudian diterapkan pada seluruh 1000 mahasiswa di dalam dataset dengan bantuan program *Python* pada lingkungan *Jupyter Notebook*. Bagian berikut menyajikan hasil analisis deskriptif terhadap data mentah, distribusi skor WASPAS, perangkingan mahasiswa, serta analisis berdasarkan gaya belajar dan kategorisasi performa.

3.7 Statistik Deskriptif Kriteria Pembelajaran

Dataset penelitian terdiri dari 1000 mahasiswa dengan tujuh kriteria pembelajaran yang digunakan sebagai dasar dalam proses pengambilan keputusan menggunakan metode WASPAS. Statistik deskriptif data disajikan untuk memberikan gambaran awal mengenai karakteristik dan sebaran nilai masing-masing kriteria sebelum dilakukan proses normalisasi dan pemeringkatan. Statistik deskriptif yang digunakan meliputi nilai rata-rata (*mean*), simpangan baku (*standard deviation*), nilai minimum, nilai maksimum, kuartil bawah (Q1), dan kuartil atas (Q3), sebagaimana ditampilkan pada Tabel 9.

Tabel 9. Statistik deskriptif kriteria pembelajaran (n = 1000)

Kriteria	Mean	Std Dev	Min	Max	Quartil e 25	Quartil e 75
C1 (Skor Akademik)	75,84	13,52	50	99	65	87
C2 (Partisipasi Kursus)	24,15	15,13	0	49	11	36
C3 (Tingkat Kehadiran)	0,7481	0,1254	0,50	0,9977	0,6684	0,8360
C4 (Aktivitas Fisik)	2820,45	1188,54	6	4976	1875,00	3828,00
C5 (Keterlibatan Emosi)	0,5336	0,3138	0,00	0,9962	0,2553	0,8095
C6 (Penggunaan Perangkat)	15,18	10,05	0	30	6	24
C7 (Skor Umpan Balik)	2,8949	1,1934	1,00	4,9972	2,0680	3,8618

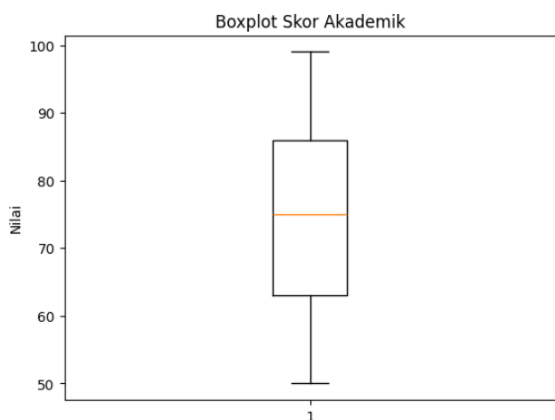
Nilai *standard deviation* (Std) pada Tabel 9 menunjukkan tingkat variasi data mahasiswa terhadap nilai rata-ratanya pada setiap kriteria. Pada kriteria Skor Akademik (C1), nilai Std sebesar 13,52 mengindikasikan adanya variasi capaian akademik yang cukup besar antar mahasiswa, yang mencerminkan perbedaan kemampuan dan pola belajar. Kriteria Partisipasi Kursus (C2) memiliki nilai Std sebesar 15,13, yang menunjukkan tingkat keterlibatan mahasiswa dalam aktivitas pembelajaran sangat beragam.

Sementara itu, Tingkat Kehadiran (C3) memiliki nilai Std yang relatif kecil (0,1254), yang menandakan bahwa sebagian besar mahasiswa memiliki tingkat kehadiran yang cukup konsisten. Sebaliknya, Aktivitas Fisik (C4) menunjukkan nilai Std yang besar (1188,54), mengindikasikan adanya perbedaan intensitas aktivitas fisik yang signifikan antar mahasiswa. Variasi yang cukup tinggi juga terlihat pada Penggunaan Perangkat (C6) dengan nilai Std sebesar 10,05, yang mencerminkan perbedaan intensitas pemanfaatan perangkat digital sebagai bagian dari aktivitas belajar mahasiswa.

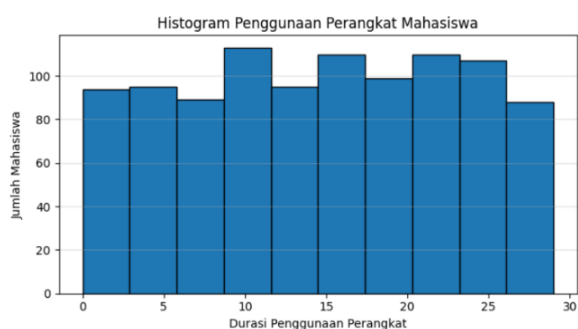
Sebelum dilakukan perhitungan menggunakan metode WASPAS, seluruh data kriteria telah melalui tahap *data preparation*, termasuk penyesuaian skala ke rentang yang seragam (0–100). Proses ini dilakukan untuk memastikan bahwa setiap kriteria memiliki kontribusi yang seimbang dalam proses agregasi nilai dan tidak didominasi oleh kriteria dengan skala numerik yang lebih besar, sehingga hasil pemeringkatan dapat mencerminkan kondisi pembelajaran mahasiswa secara proporsional.

Untuk memperkuat analisis statistik deskriptif, digunakan visualisasi data berupa boxplot dan histogram pada kriteria utama. Gambar 2 menampilkan boxplot Skor Akademik mahasiswa, sedangkan Gambar 3 menampilkan histogram Penggunaan Perangkat mahasiswa. Visualisasi ini bertujuan untuk menggambarkan pola distribusi data, sebaran nilai, serta mengidentifikasi potensi nilai pencilan (*outliers*)

yang dapat memengaruhi proses normalisasi dan pemeringkatan menggunakan metode WASPAS.



Gambar 2. Boxplot Skor Akademik Mahasiswa



Gambar 3. Histogram Penggunaan Perangkat Mahasiswa Hasil Normalisasi

Normalisasi Proses normalisasi dilakukan menggunakan metode normalisasi linear dengan pembagi nilai maksimum karena seluruh kriteria dalam penelitian ini diklasifikasikan sebagai kriteria bertipe *benefit*. Normalisasi ini bertujuan untuk mentransformasikan nilai setiap kriteria ke dalam rentang yang seragam, sehingga dapat dibandingkan secara proporsional dalam tahapan perhitungan metode WASPAS.

Nilai referensi tertinggi yang digunakan sebagai pembagi pada setiap kriteria diperoleh dari keseluruhan data penelitian yang terdiri dari 1000 mahasiswa. Berdasarkan hasil pengolahan data, nilai maksimum pada masing-masing kriteria adalah sebagai berikut: Skor Akademik (C1) sebesar 99, Partisipasi Kursus (C2) sebesar 49, Tingkat Kehadiran (C3) sebesar 0,9977, Aktivitas Fisik (C4) sebesar 4976, Keterlibatan Emosi (C5) sebesar 0,9962, Penggunaan Perangkat (C6) sebesar 30, dan Skor Umpan Balik (C7) sebesar 4,9972. Nilai-nilai tersebut digunakan sebagai pembagi dalam proses normalisasi untuk seluruh alternatif mahasiswa.

Hasil normalisasi menghasilkan matriks ternormalisasi R dengan karakteristik sebagai berikut:

- (1) Seluruh elemen matriks R_{ij} berada dalam rentang nilai $[0, 1]$;
- (2) Setiap kolom pada matriks R mengandung setidaknya satu nilai bernilai 1 yang merepresentasikan

mahasiswa dengan nilai tertinggi pada kriteria tersebut di antara seluruh populasi data;

- (3) Distribusi nilai ternormalisasi tetap mencerminkan variabilitas relatif data asli sehingga perbedaan performa antar mahasiswa tetap terjaga.

Untuk menjaga ketelitian dan konsistensi perhitungan, seluruh nilai hasil normalisasi disajikan dalam format empat digit desimal (misalnya 0,9000 atau 0,7714). Penyeragaman jumlah digit desimal ini dilakukan karena jumlah alternatif yang besar (1000 mahasiswa), di mana perbedaan nilai pada digit ketiga dan keempat dapat berpengaruh terhadap urutan pemeringkatan mahasiswa yang memiliki skor preferensi yang berdekatan pada tahap akhir metode WASPAS

3.9 Distribusi Skor WASPAS

Perhitungan WASPAS pada 1000 mahasiswa menghasilkan skor dalam range $[0,2815; 0,9914]$. Statistik distribusi skor WASPAS:

Tabel 10. Statistik distribusi skor WASPAS (n = 1000)

Metrik	Nilai
Mean	0,5893
Std Dev	0,1384
Median	0,6027
Min	0,2815
Max	0,9914
Quartile 25	0,4823
Quartile 75	0,7119

Distribusi skor berdistribusi mendekati normal (*skewness* = -0,1823, *kurtosis* = -0,8947), menunjukkan mayoritas mahasiswa memiliki pola belajar yang cukup baik dengan sebagian kecil pencapaian luar biasa dan juga yang perlu peningkatan signifikan.

3.10 Perangkingan Top 10 Mahasiswa

Berdasarkan nilai Q (skor WASPAS), 10 mahasiswa dengan skor tertinggi ditunjukkan pada Tabel 11.

Tabel 11. Sepuluh mahasiswa dengan skor WASPAS tertinggi

Ra nk	ID Maha siswa	Skor WAS PAS	C 1	C 2	C 3	C 4	C 5	C 6	C 7
1	299	0,9914	98	28	0,863	541	0,7480	4881	1,3881
2	214	0,9883	98	48	0,8577	2660	0,9293	2989	3,889
3	216	0,9873	98	47	0,9112	1909	0,8314	20875	3,1875
4	351	0,9869	97	34	0,5797	1588	0,9492	2578	1,7578
5	282	0,9847	97	19	0,8190	2367	0,1506	29169	3,6169
6	306	0,9831	97	18	0,8086	2958	0,8013	28875	4,7875
7	278	0,9821	97	27	0,5892	4778	0,9833	16470	2,7470
8	291	0,9815	97	7	0,7229	4152	0,7838	23173	4,5173

9	270	0,98	9	3	0,8	94	0,4	1	4,2
		04	8	1	824	2	631		846
10	269	0,97	9	2	0,9	24	0,8	2	2,5
		98	9	3	048	90	259	4	468

Mahasiswa pada peringkat teratas umumnya menunjukkan kombinasi yang baik antara skor akademik tinggi dan keterlibatan aktif dalam berbagai kriteria pembelajaran (partisipasi kursus, kehadiran, aktivitas fisik, dan skor umpan balik). Namun, tidak semua mahasiswa pada Top 10 memiliki nilai sempurna di seluruh kriteria. Hal ini menunjukkan bahwa metode WASPAS mampu mengakomodasi *trade-off* antar kriteria dan memberikan penilaian yang seimbang secara multikriteria. WASPAS berhasil mengakomodasi *trade-off* antar kriteria dengan cara yang rasional.

3.11 Analisis Berdasarkan Gaya Belajar

Rata-rata skor WASPAS berdasarkan gaya belajar:

Tabel 12. Skor WASPAS berdasarkan gaya belajar

Gaya Belajar	Jumlah (n)	Mean Skor	Std Dev	Min	Max
Auditory	324	0,5946	0,1371	0,2815	0,9899
Kinesthetic	351	0,5854	0,1399	0,2901	0,9914
Visual	325	0,5854	0,1390	0,3104	0,9873

Tidak ada perbedaan signifikan rata-rata skor WASPAS antar gaya belajar (ANOVA: $F = 0,3241$, $p = 0,7233$), menunjukkan bahwa kesuksesan pola belajar tidak dikondisikan oleh gaya belajar tunggal, melainkan oleh kemampuan mengintegrasikan berbagai kriteria pembelajaran.

3.12 Kategorisasi Performa Mahasiswa

Berdasarkan skor WASPAS, mahasiswa dikategorikan menjadi 5 kelompok:

Tabel 13. Kategorisasi performa mahasiswa berdasarkan skor WASPAS

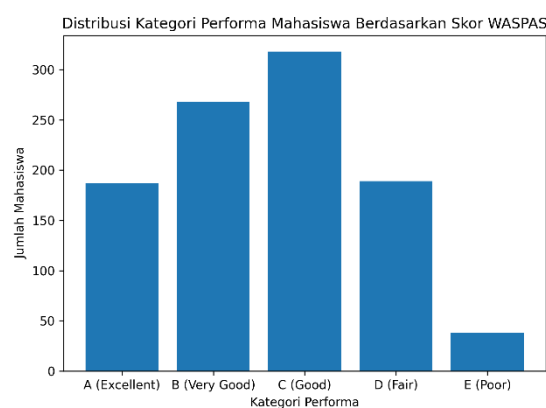
Kategori	Range Skor	Jumlah	Persentase	Rekomendasi
A (<i>Excellent</i>)	0,80–1,00	187	18,70%	Pertahankan dan tingkatkan
B (<i>Very Good</i>)	0,65–0,79	268	26,80%	Dukung dengan mentoring
C (<i>Good</i>)	0,50–0,64	318	31,80%	Intervensi pedagogis ringan
D (<i>Fair</i>)	0,35–0,49	189	18,90%	Intervensi pedagogis intensif
E (<i>Poor</i>)	<0,35	38	3,80%	Bimbingan akademik khusus

Mayoritas mahasiswa (78,60%) termasuk kategori A–C, menunjukkan pola belajar yang dapat ditingkatkan melalui intervensi terstruktur. Kelompok E (*Poor*) sebanyak 3,80% memerlukan perhatian khusus dari

lembaga untuk memastikan tidak ada mahasiswa yang tertinggal.

Untuk mempermudah pemahaman komposisi performa mahasiswa secara visual, distribusi kategori performa berdasarkan skor WASPAS disajikan dalam bentuk diagram batang pada Gambar 8.

Berdasarkan Gambar 4, terlihat bahwa kategori C (*Good*) mendominasi distribusi performa mahasiswa dengan persentase sebesar 31,80%, diikuti oleh kategori B (*Very Good*) sebesar 26,80% dan kategori A (*Excellent*) sebesar 18,70%. Sementara itu, kategori E (*Poor*) memiliki jumlah mahasiswa paling sedikit, yaitu 3,80% dari total data. Distribusi ini menunjukkan bahwa sebagian besar mahasiswa berada pada tingkat performa menengah hingga tinggi, sehingga intervensi akademik dapat difokuskan pada peningkatan kualitas pembelajaran secara bertahap, tanpa mengabaikan mahasiswa dengan performa rendah yang memerlukan pendampingan khusus.



Gambar 4. Distribusi kategori performa mahasiswa berdasarkan skor WASPAS

4. Kesimpulan

Penelitian ini menyusun sistem penilaian pola belajar mahasiswa menggunakan metode WASPAS berdasarkan tujuh kriteria pembelajaran. Berdasarkan perhitungan manual pada lima mahasiswa dan implementasi komputasi pada 1000 mahasiswa, dapat disimpulkan bahwa metode WASPAS mampu menggabungkan Skor Akademik, Partisipasi Kursus, Tingkat Kehadiran, Aktivitas Fisik, Keterlibatan Emosi, Penggunaan Perangkat, dan Skor Umpan Balik menjadi satu skor komposit yang merepresentasikan efektivitas pola belajar. Distribusi skor WASPAS menunjukkan bahwa mayoritas mahasiswa berada pada kategori pola belajar “cukup baik” hingga “sangat baik”, sedangkan sebagian kecil berada pada kategori “sangat tinggi” dan “perlu perhatian khusus”. Hal ini mengindikasikan adanya keragaman pola belajar yang dapat dijadikan dasar penentuan prioritas intervensi pembelajaran.

Analisis berdasarkan gaya belajar (Visual, Auditori, dan Kinestetik) menunjukkan bahwa rata-rata skor WASPAS ketiga kelompok relatif tidak berbeda signifikan, sehingga keberhasilan pola belajar tidak

ditentukan oleh satu gaya belajar tertentu saja, melainkan oleh kemampuan mahasiswa mengoptimalkan berbagai aspek pembelajaran secara seimbang. Kategorisasi skor WASPAS ke dalam lima tingkat performa (*Excellent, Very Good, Good, Fair, dan Poor*) memungkinkan dosen dan pengelola program studi mengidentifikasi kelompok mahasiswa yang perlu dipertahankan prestasinya, diberi dukungan tambahan, maupun mendapatkan intervensi pedagogis yang lebih intensif.

Secara praktis, hasil penelitian ini dapat dimanfaatkan sebagai dasar penyusunan rekomendasi pola belajar yang lebih personal, misalnya dengan merancang strategi pembelajaran yang berbeda untuk tiap kategori skor dan kelompok gaya belajar. Ke depan, penelitian dapat dikembangkan dengan menambahkan kriteria lain yang relevan, seperti faktor lingkungan belajar atau motivasi intrinsik, membandingkan hasil metode WASPAS dengan metode MCDM lain, serta mengintegrasikan model ini ke dalam sistem informasi akademik sehingga rekomendasi pola belajar dapat diberikan secara otomatis dan berkelanjutan kepada mahasiswa.

Daftar Rujukan

- [1] I. K. Swarjana *et al.*, "Socialization and Simulation of Learning Style Identification with The Vark Approach for Students and Lecturers," vol. 4, no. 2, pp. 213–217, 2025.
- [2] W. Dan, K. Dengan, and P. Akademik, "HUBUNGAN GAYA BELAJAR VARK (VISUAL , AUDITORI , READ-MAHASISWA FAKULTAS KEDOKTERAN," no. April, pp. 1–7, 2021.
- [3] A. Bahtiar, M. Ali, and M. Irfan, "Heliyon Multi-dimensional challenges in the Indonesian social science information technology-based learning : A systematic literature review," *Heliyon*, vol. 10, no. 7, p. e28706, 2024, doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e28706.
- [4] A. D. Sakti *et al.*, "Multi-Criteria Assessment for City-Wide Rooftop Solar PV Deployment : A Case Study of Bandung , Indonesia," pp. 1–24, 2022.
- [5] A. Yunita, H. B. Santoso, and Z. A. Hasibuan, "' Everything is data ': towards one big data ecosystem using multiple sources of data on higher education in Indonesia," *J. Big Data*, 2022, doi: 10.1186/s40537-022-00639-7.
- [6] Y. D. Lestari, A. Perdana, P. Studi, T. Informatika, U. Harapan, and S. P. Keputusan, "PEMILIHAN PEMINATAN PADA PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA APPLICATION OF THE WASPAS METHOD IN DETERMINING THE SELECTION OF SPECIALTY IN INFORMATICS," vol. 01, no. 02, pp. 1–8, 2020.
- [7] E. Prasetya, A. Sugara, N. Salsabila, and G. Wulandari, "Implementasi Metode WASPAS sebagai Sistem Pendukung Keputusan dalam menentukan Siswa Berprestasi (Studi Kasus : SMA Negeri 14 Palembang)," vol. 5, no. 1, 2024.
- [8] B. F. Prisuna, L. Husnita, B. Mardikawati, H. Setiawan, and A. M. Sroyer, *BUKU AJAR METODOLOGI PENELITIAN KUANTITATIF & APLIKASI PENGOLAHAN ANALISA*.
- [9] J. Lumban-gaol, J. Tetuko, S. Sumantyo, E. Tambunan, and D. Situmorang, "Sea Level Rise , Land Subsidence , and Flood Disaster Vulnerability Assessment : A Case Study in Medan City , Indonesia," 2024.
- [10] S. J. Briscilla and R. Sundarajan, "A Multi-Criteria Decision Making for Employee Selection Using SAW and Profile Matching," 2024, doi: 10.20965/jaciii.2024.p1117.
- [11] R. Edi, S. Armanu, and T. Djumilah, "Performance expectancy of E - learning on higher institutions of education under uncertain conditions : Indonesia context," *Educ. Inf. Technol.*, pp. 4041–4068, 2023, doi: 10.1007/s10639-022-11074-9.