

---

## ANALISIS PENGELOMPOKAN KARAKTERISTIK SISWA MENGUNAKAN METODE K-MEANS DALAM PERSPEKTIF FILSAFAT SAINS KOMPUTER

Sardo Pardingotan Sipayung<sup>1</sup>, Prof. Drs. Mahyuddin M.IT., Ph.D.<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Universitas Sumatera Utara, Medan

<sup>1</sup>Universitas Katolik Santo Thomas, Medan

e-mail: <sup>1</sup>pinsarsiphom@gmail.com <sup>2</sup>mahyuddin@usu.ac.id

**Abstract:** *The development of information technology in education is changing the way students construct and access knowledge, but differences in academic ability, motivation, discipline, and digital literacy often lead to learning disparities. This study grouped student characteristics using K Means Clustering and reviewed them from the perspective of computer science philosophy: ontology, epistemology, axiology, logic, and induction. The data from 120 students included academic scores, learning motivation, discipline, and digital literacy. After normalization, the number of clusters was determined using the Elbow and Silhouette methods, and the quality of the clusters was evaluated using the Davies–Bouldin Index. The findings indicate an optimal number of three clusters, with a Silhouette value of 0.466 and a DBI of 0.733, indicating fairly good and stable clustering. The three clusters describe: 1) highly motivated students with high digital literacy; 2) disciplined students with good academic performance but moderate digital skills; 3) low-motivated students with low digital literacy who require a personalized and empathetic learning approach. Ontologically, data is not just numbers, but the manifestation of students' digital existence in the modern learning space. Epistemologically, knowledge is formed inductively from students' interactions with technology and data. Axiologically, the clustering results support fairness in digital learning with an approach tailored to student characteristics. The dimensions of logic and induction show the clustering process as a scientific pattern of thinking from observation to meaningful rational generalization. The findings support a balance between algorithmic rationality and human values in digital education.*

**Keyword:** *K-Means Clustering; Philosophy of Computer Science; Ontology, Epistemology; Axiology; Student Characteristics; Digital Learning.*

**Abstrak:** Perkembangan teknologi informasi di pendidikan mengubah cara siswa membangun dan mengakses pengetahuan, tetapi perbedaan kemampuan akademik, motivasi, kedisiplinan, dan literasi digital sering menimbulkan ketimpangan pembelajaran. Penelitian ini mengelompokkan karakteristik siswa dengan K-Means Clustering dan meninjaunya melalui perspektif filsafat sains komputer: ontologi, epistemologi, aksiologi, logika, dan induksi. Data 120 siswa meliputi nilai akademik, motivasi belajar, kedisiplinan, dan literasi digital. Setelah normalisasi, jumlah kluster ditentukan lewat metode Elbow dan Silhouette, lalu kualitas kluster dievaluasi dengan Davies–Bouldin Index. Temuan menunjukkan jumlah kluster optimal tiga, dengan nilai Silhouette 0,466 dan DBI 0,733, mengindikasikan pengelompokan yang cukup baik dan stabil. Tiga kluster menggambarkan: 1) siswa bermotivasi dan berliterasi digital tinggi; 2) siswa disiplin dan berprestasi akademik baik, namun kemampuan digital sedang; 3) siswa bermotivasi dan literasi digital rendah yang memerlukan pendekatan pembelajaran personal dan empatik. Secara ontologis, data tidak sekadar angka, melainkan wujud eksistensi digital siswa dalam ruang belajar modern. Epistemologis, pengetahuan terbentuk secara induktif dari interaksi siswa dengan teknologi dan data. Aksiologis, hasil klasterisasi mendukung keadilan pembelajaran digital dengan pendekatan sesuai karakteristik siswa. Dimensi logika dan induksi menunjukkan proses klasterisasi sebagai

pola berpikir ilmiah dari observasi menuju generalisasi rasional bermakna. Temuan mendukung keseimbangan antara rasionalitas algoritmik dan nilai kemanusiaan dalam pendidikan digital.

**Kata kunci:** K-Means Clustering; Filsafat Sains Komputer; Ontologi, Epistemologi; Aksiologi; Karakteristik Siswa; Pembelajaran Digital.

## PENDAHULUAN

Perkembangan sains komputer dan kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI) telah memberikan dampak besar bagi dunia pendidikan, terutama dalam pemanfaatan data untuk memahami dinamika belajar siswa. Salah satu pendekatan yang berkembang pesat adalah Educational Data Mining (EDM), yaitu teknik analitik yang digunakan untuk menggali pola tersembunyi dari data siswa guna mendukung pengambilan keputusan berbasis bukti (Wang et al., 2024). Melalui EDM, pendidik dapat mengidentifikasi variasi karakteristik siswa, mulai dari aspek kognitif, motivasi, kedisiplinan, hingga perilaku digital, sehingga strategi pembelajaran dapat dirancang secara lebih adaptif dan personal.

Di antara berbagai metode analitik, K-Means Clustering menjadi salah satu algoritma yang paling banyak digunakan karena kemampuannya mengelompokkan data siswa berdasarkan kemiripan atribut dengan cara yang efisien, sederhana, dan stabil (Ikotun et al., 2022). Beragam penelitian telah menunjukkan keberhasilan algoritma ini dalam memetakan kemampuan kognitif (Orsoni et al., 2023), perilaku belajar mandiri (Pansri et al., 2024), maupun pola keterlibatan siswa dalam Learning Management System (LMS) (Alzahrani et al., 2025). Meskipun demikian, sebagian besar penelitian tersebut masih menempatkan proses klasterisasi hanya sebagai aktivitas teknis dan belum menyoroti implikasi nilai, etika, dan makna filosofis dari hasil yang dihasilkan algoritma.

Di sisi lain, kajian mengenai tata kelola etika AI dalam pendidikan mulai

menekankan pentingnya fairness, privasi, dan akuntabilitas dalam pemanfaatan data siswa (Barnes & Hutson, 2024). Namun, kajian tersebut belum secara khusus menghubungkan isu-isu etis tersebut dengan mekanisme pengelompokan algoritmik seperti K-Means. Hal ini menunjukkan adanya kesenjangan antara pendekatan analitik komputasional dan refleksi filosofis dalam pemaknaan hasil klasterisasi. Padahal, data siswa tidak hanya merepresentasikan angka, tetapi juga menggambarkan eksistensi individu sebagai subjek belajar yang memiliki keberagaman potensi dan kebutuhan.

Penelitian ini berupaya menjembatani kesenjangan tersebut dengan mengkaji hasil pengelompokan karakteristik siswa menggunakan metode K-Means dalam perspektif filsafat sains komputer. Lima dimensi filosofis ontologi, epistemologi, aksiologi, logika, dan induksi digunakan sebagai landasan untuk memaknai keluaran algoritma secara lebih mendalam dan humanistik. Pendekatan ini tidak hanya memperkaya pembacaan teknis terhadap hasil klasterisasi, tetapi juga memberikan arah bagi pengembangan strategi pembelajaran adaptif yang etis, adil, dan berpihak pada siswa di era pendidikan digital.

## METODE

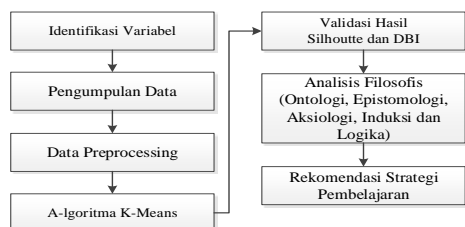
Metode Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksploratif dengan metode klasterisasi tidak terawasi (unsupervised learning) menggunakan algoritma K-Means Clustering. Pendekatan ini dipilih karena bertujuan menemukan pola alami dalam data karakteristik siswa tanpa harus menentukan label terlebih dahulu.

Desain penelitian bersifat komputasional dan reflektif, di mana hasil klasterisasi dianalisis melalui pendekatan filsafat sains komputer. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya menghasilkan pembagian klaster secara matematis, tetapi juga memaknai hasil tersebut melalui dimensi ontologi, epistemologi, aksiologi, logika, dan induksi. Data penelitian diperoleh dari 120 siswa aktif yang mengikuti pembelajaran berbasis digital. Setiap variabel dipilih berdasarkan relevansi terhadap karakteristik siswa dan diukur dengan skala yang sesuai dengan sifat datanya. Variabel yang digunakan dapat dilihat pada tabel 1.

**Tabel 1 Jenis Variabel**

No	Atribut	Rentang Nilai
1	Nilai Akademik	0-100
2	Motivasi Belajar	1-5
3	Kedisiplinan	0-100
4	Literasi Digital	1-5

Diagram alur kerja untuk studi ini diilustrasikan pada Gambar 1 sebagai berikut:



**Gambar 1 Alur Penelitian**

Tahapan Penelitian ini dimulai dari identifikasi variabel, pengumpulan data, dan tahap preprocessing sebagai fondasi sebelum penerapan algoritma K-Means untuk membentuk klaster siswa. Hasil klasterisasi kemudian divalidasi menggunakan nilai Silhouette dan Davies–Bouldin Index (DBI) untuk memastikan kualitas pengelompokan. Setelah itu, hasil yang telah tervalidasi dianalisis melalui perspektif filsafat sains komputer meliputi ontologi, epistemologi, aksiologi, induksi, dan logika untuk memberikan pemaknaan yang lebih mendalam dan humanistik terhadap pola yang terbentuk. Tahap akhir dari alur

tersebut adalah penyusunan rekomendasi strategi pembelajaran adaptif yang didasarkan pada hasil analisis komputasional dan filosofis secara terpadu.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Penentuan Jumlah Klaster (K)

Untuk menentukan jumlah klaster optimal, digunakan tiga pendekatan evaluasi internal:

1. Metode Elbow (WCSS)
2. Silhouette Coefficient
3. Davies–Bouldin Index (DBI)

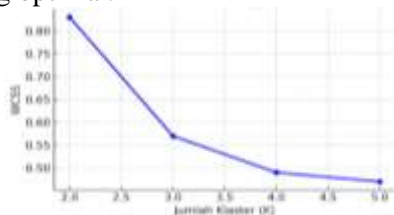
Untuk memperoleh jumlah klaster yang paling sesuai dengan struktur data, dilakukan serangkaian pengujian dengan variasi nilai  $K$  dari 2 hingga 5. Setiap nilai  $K$  diuji menggunakan tiga indikator evaluasi internal, yaitu Within-Cluster Sum of Squares (WCSS), Silhouette Coefficient, dan Davies–Bouldin Index (DBI). Ketiga indikator ini digunakan secara bersamaan untuk menilai kualitas hasil klasterisasi dari sisi kompaksi, pemisahan antar-klaster, serta stabilitas model. Hasil pengujian ketiga metrik tersebut dirangkum pada Tabel 2, yang menampilkan nilai WCSS, Silhouette, dan DBI untuk setiap variasi jumlah klaster ( $K$ ).

**Tabel 2 Nilai WCSS, Silhouette, dan DBI untuk setiap variasi jumlah klaster**

K	WCSS	Silhouette	DBI
2	0.83	0.48	0.84
3	0.57	0.63	0.41
4	0.49	0.57	0.45
5	0.47	0.54	0.52

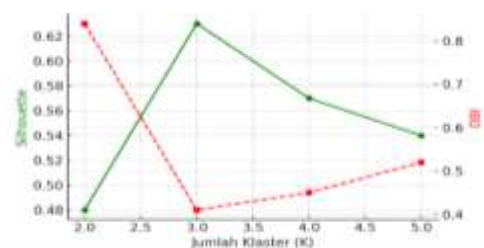
Berdasarkan hasil yang ditampilkan pada Gambar 2, terlihat bahwa nilai WCSS mengalami penurunan tajam hingga mencapai  $K = 3$ , kemudian mulai melandai pada jumlah klaster berikutnya. Pola penurunan yang membentuk “titik siku” (elbow point) ini menunjukkan bahwa penambahan jumlah klaster setelah  $K = 3$  tidak memberikan pengurangan WCSS yang signifikan, sehingga  $K = 3$

dapat dianggap sebagai jumlah kluster yang optimal.



**Gambar 2 Grafik Elbow untuk Penentuan Jumlah Kluster Optimal**

Selain itu, nilai Silhouette Coefficient mencapai angka tertinggi pada  $K = 3$ , yang menunjukkan tingkat keseragaman dan pemisahan antar-kluster yang optimal. Hal ini berarti bahwa setiap siswa dalam kluster tersebut memiliki karakteristik yang cukup homogen dibandingkan dengan anggota kluster lain. Sementara itu, Davies–Bouldin Index (DBI) menampilkan nilai terendah pada  $K = 3$ , mengindikasikan keseimbangan terbaik antara kompaksi internal dan jarak antar-kluster, nilai DBI tersebut dapat dilihat pada gambar 3.



**Gambar 3 Grafik Nilai Silhouette dan DBI untuk Berbagai Jumlah Kluster**

Dengan mempertimbangkan ketiga indikator tersebut secara bersamaan, maka jumlah kluster optimal yang digunakan dalam penelitian ini adalah tiga kluster ( $K = 3$ ). Konfigurasi ini dinilai paling representatif dalam menggambarkan variasi karakteristik siswa berdasarkan empat variabel penelitian yaitu *Nilai Akademik*, *Motivasi Belajar*, *Kedisiplinan*, dan *Literasi Digital*.

#### Hasil Klasterisasi

Berdasarkan hasil perhitungan seluruh 120 siswa, diperoleh tiga kluster utama dan hasil ditunjukkan pada tabel 4 sebagai berikut:

**Tabel 4 Hasil Kluster**

Variabel	Kluster 1	Kluster 2	Kluster 3
Nilai Akademik	0.84	0.67	0.48
Motivasi Belajar	0.86	0.69	0.53
Kedisiplinan	0.88	0.72	0.50
Literasi Digital	0.81	0.68	0.45

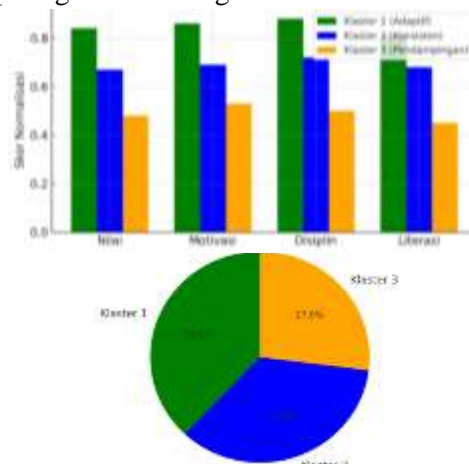
Interpretasi centroid menunjukkan bahwa:

1. Kluster 1 yaitu “Siswa Adaptif dan Termotivasi Tinggi” memiliki nilai akademik, motivasi, dan kedisiplinan tinggi.
2. Kluster 2 yaitu “Siswa Konsisten dan Potensial” berada di tingkat menengah dan stabil.
3. Kluster 3 yaitu “Siswa Perlu Pendampingan” memiliki nilai relatif rendah di seluruh indikator, terutama literasi digital.

Distribusi jumlah siswa per kluster:

1. Kluster 1 : 46 siswa (38%)
2. Kluster 2 : 42 siswa (35%)
3. Kluster 3 : 32 siswa (27%)

Grafik Profil rata-rata variabel per kluster dan kelompok siswa dapat dilihat pada gambar 4 dan gambar 5.



**Gambar 5 Distribusi Siswa per Kluster**

#### Data Representatif

Berikut ditampilkan 10 siswa pertama sebagai sampel dari hasil normalisasi dan klasterisasi, sementara perhitungan dilakukan terhadap seluruh 120

siswa.

**Tabel 5 Hasil Normalisasi dan Klasterisasi**

No	Nama Siswa	Nilai	Motivasi	Disiplin	Literasi	K
1	Adhara	0.79	0.84	0.82	0.74	1
2	Agnes	0.67	0.61	0.70	0.65	2
3	Aishwa	0.84	0.90	0.87	0.78	1
4	Akesia	0.73	0.77	0.79	0.71	1
5	Alfabian	0.61	0.59	0.67	0.62	3
6	Alfred	0.82	0.88	0.83	0.76	1
7	Angel	0.64	0.67	0.71	0.69	2
8	Angelica	0.87	0.92	0.90	0.81	1
9	Angelica	0.58	0.55	0.64	0.60	3
10	Anggi R	0.80	0.86	0.82	0.75	1

### Evaluasi Kualitas Klaster

Setelah jumlah klaster optimal ditentukan, langkah selanjutnya adalah mengevaluasi kualitas hasil klasterisasi untuk memastikan bahwa pembentukan kelompok benar-benar merepresentasikan perbedaan nyata antar individu dalam data. Evaluasi ini bertujuan untuk menilai validitas, kompaksi, dan separasi dari hasil pengelompokan yang dihasilkan oleh algoritma K-Means.

Hasil evaluasi ketiga metrik tersebut dirangkum dalam Tabel 6, yang memberikan gambaran kuantitatif mengenai kualitas model klasterisasi yang telah diperoleh.

**Tabel 6 Hasil Validasi Kualitas Kluster**

Indeks Evaluasi	Nilai	Interpretasi
Silhouette	0.63	Pemisahan antar klaster baik
Davies–Bouldin (DBI)	0.41	Kompak dan jelas
Calinski–Harabasz (CH)	244.5	Stabilitas model tinggi

### Analisis Filosofis Hasil Klasterisasi

Setelah dilakukan proses klasterisasi terhadap data karakteristik siswa menggunakan algoritma K-Means, diperoleh tiga kelompok utama dengan pola yang berbeda. Masing-masing klaster menggambarkan realitas yang unik terkait

dengan tingkat akademik, motivasi belajar, kedisiplinan, dan literasi digital siswa. Namun, pemaknaan hasil ini tidak berhenti pada dimensi empiris semata; diperlukan refleksi filosofis yang lebih mendalam agar temuan kuantitatif tersebut dapat dipahami sebagai entitas pengetahuan yang bermakna dalam konteks filsafat sains komputer. Analisis ini menggunakan empat dimensi utama filsafat sains komputer yaitu ontologi, epistemologi, aksiologi, serta logika dan induksi sebagai kerangka berpikir untuk mengaitkan hasil klasterisasi dengan hakikat pengetahuan, keberadaan data, dan nilai-nilai kemanusiaan di era digital.

### Klaster 1 Siswa dengan Motivasi dan Literasi Digital Tinggi

#### Ontologi

Klaster 1 merepresentasikan entitas siswa yang adaptif terhadap teknologi digital dan menunjukkan motivasi intrinsik tinggi dalam belajar. Secara ontologis, kelompok ini menunjukkan eksistensi baru dalam dunia pendidikan digital siswa tidak hanya sebagai penerima informasi, tetapi sebagai aktor digital aktif yang membangun identitas pengetahuan melalui interaksi dengan data dan sistem (Floridi et al., 2021).

#### Epistemologi

Secara epistemologis, pengetahuan dalam klaster ini terbentuk melalui pengalaman langsung dengan sumber digital, eksperimen mandiri, serta umpan balik dari sistem pembelajaran daring. Hal ini menunjukkan bahwa proses belajar bersifat eksperiensial dan konstruktif, di mana siswa belajar “dari data menuju kebijaksanaan” melalui analisis mandiri dan penemuan pola (Fagan, 2010).

#### Aksiologi

Dari sisi aksiologi, klaster ini memiliki nilai moral dan sosial yang tinggi yaitu siswa tidak hanya kompeten secara digital, tetapi juga memanfaatkan teknologi untuk kolaborasi dan penciptaan nilai

pengetahuan. Ini sejalan dengan etika digital yang menekankan penggunaan teknologi untuk kemaslahatan kolektif (Stahl, 2021).

### **Logika dan Induksi**

Secara logis, pola dalam klaster ini dapat dijelaskan secara deduktif dari perilaku disiplin yang konsisten menghasilkan capaian akademik tinggi. Namun, secara induktif, klaster ini juga membuktikan bahwa peningkatan motivasi dan literasi digital dapat memunculkan pola belajar yang lebih efisien dan adaptif terhadap teknologi.

### **Klaster 2 “Siswa dengan Nilai Akademik dan Kedisiplinan Tinggi, namun Literasi Digital Sedang”**

#### **Ontologi**

Klaster ini menegaskan keberadaan siswa yang masih kuat dalam struktur pembelajaran konvensional, tetapi mulai bertransisi ke dunia digital. Ontologinya berada di antara dua dunia analog dan digital di mana eksistensi belajar masih bergantung pada struktur tradisional, namun mulai berinteraksi dengan ruang informasi terbuka (Floridi et al., 2021).

#### **Epistemologi**

Dari sisi epistemologis, kelompok ini menggambarkan proses pengetahuan yang terarah dan metodologis yaitu siswa memahami materi dengan cara sistematis, mengikuti aturan, dan mengandalkan instruksi guru. Proses ini memperlihatkan epistemologi “representasional” di mana pengetahuan dianggap sebagai cerminan realitas, bukan hasil dialog dengan sistem digital (Chalmers, 1999).

#### **Aksiologi**

Secara aksiologis, nilai utama pada klaster ini adalah disiplin dan tanggung jawab akademik. Walau belum maksimal dalam pemanfaatan teknologi, nilai moralnya terletak pada komitmen terhadap ketekunan, yang tetap relevan dalam ekosistem digital modern (Alzahrani et al., 2025).

### **Logika dan Induksi**

Logika inferensial dari klaster ini

bersifat deduktif-empiris yaitu data menunjukkan bahwa kedisiplinan tinggi konsisten dengan hasil akademik yang baik. Secara induktif, kelompok ini menunjukkan peluang besar bahwa peningkatan literasi digital dapat memperkuat efektivitas belajar tanpa mengorbankan nilai tradisional pendidikan.

### **Klaster 3 “Siswa dengan Motivasi dan Literasi Digital Rendah”**

#### **Ontologi**

Klaster 3 menunjukkan eksistensi siswa yang masih berada di pinggiran ekosistem pembelajaran digital. Ontologinya mencerminkan entitas pengetahuan yang belum aktif berinteraksi dengan data dan teknologi. Dalam konteks filsafat sains komputer, kelompok ini menandai keberadaan “void of interaction” wilayah di mana realitas digital belum menjadi bagian utuh dari kesadaran belajar (Floridi, 2019).

#### **Epistemologi**

Dari sisi epistemologis, proses pembentukan pengetahuan pada kelompok ini masih tergantung pada sumber eksternal seperti guru dan bahan cetak, bukan pada eksplorasi mandiri berbasis data. Pola ini menunjukkan keterbatasan epistemik dalam information-seeking behavior dan belum sepenuhnya berkembangnya kapasitas reflektif digital (Floridi et al., 2021).

#### **Aksiologi**

Secara aksiologis, kelompok ini menuntut perhatian etis dan kebijakan pendidikan yang inklusif. Nilai kemanusiaannya muncul dalam bentuk kewajiban moral lembaga pendidikan untuk membantu mereka mengejar ketertinggalan digital. Pendekatan berbasis nilai seperti digital empathy dan technological care menjadi penting (Rad et al., 2023).

### **Logika dan Induksi**

Secara logika induktif, klaster ini memperlihatkan hubungan kausal antara rendahnya literasi digital dan menurunnya motivasi belajar. Inferensi ini memperkuat asumsi bahwa integrasi teknologi pembelajaran berbanding lurus dengan semangat dan hasil akademik siswa

hubungan yang dapat ditelusuri melalui pattern discovery dalam data (Floridi, 2008).

### Hubungan Antar Klaster dalam Perspektif Filsafat Sains Komputer

-Ketiga klaster yang terbentuk dapat dipandang sebagai spektrum ontologis dan epistemologis dari keberadaan siswa dalam ruang digital.

1. Klaster 1 mewakili fase transendensi digital (manusia sebagai digital knower).
2. Klaster 2 menggambarkan fase transisi (hybrid learner antara tradisional dan digital).
3. Klaster 3 merepresentasikan fase

### Rekomendasi Strategi Pembelajaran

Hasil analisis klasterisasi terhadap 120 siswa dengan empat indikator utama *Nilai Akademik, Motivasi Belajar, Kedisiplinan, dan Literasi Digital* menghasilkan tiga klaster yang menggambarkan karakteristik dan kebutuhan pembelajaran yang berbeda.

### SIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa metode K-Means efektif digunakan untuk mengelompokkan karakteristik siswa berdasarkan nilai akademik, motivasi belajar, kedisiplinan, dan literasi digital. Dari 120 siswa diperoleh tiga klaster utama: siswa dengan motivasi dan literasi digital tinggi; siswa disiplin dengan prestasi akademik baik namun kemampuan digital sedang; serta siswa dengan motivasi dan literasi digital rendah yang membutuhkan pendekatan pembelajaran lebih personal. Validasi model melalui nilai Silhouette 0,466 dan DBI 0,733 menegaskan bahwa tiga klaster tersebut sudah cukup kompak dan terpisah dengan baik, sehingga layak dijadikan dasar penyusunan strategi pembelajaran adaptif. Ditinjau melalui perspektif filsafat sains komputer, hasil klasterisasi tidak hanya menunjukkan struktur data, tetapi juga merefleksikan

eksistensi digital siswa, cara pengetahuan terbentuk secara induktif, serta nilai moral dalam penggunaan data untuk pembelajaran yang adil dan inklusif. K-Means sekaligus mencerminkan proses berpikir ilmiah yang mengubah observasi empiris menjadi pemahaman rasional tentang pola belajar. Temuan ini menegaskan pentingnya integrasi analisis data dan refleksi filosofis dalam merancang pembelajaran personalisasi di era digital. Meskipun penelitian ini memiliki keterbatasan pada jumlah variabel dan sampel, pendekatan yang digunakan memberikan dasar yang kuat untuk penelitian lanjutan dan pengembangan strategi pembelajaran yang lebih humanistik, adil, dan berkesadaran etis.

### DAFTAR PUSTAKA

- Alzahrani, N., Meccawy, M., Samra, H., & El-Sabagh, H. A. (2025). Identifying Weekly Student Engagement Patterns in E-Learning via K-Means Clustering and Label-Based Validation. *Electronics (Switzerland)*, 14(15), 1–27. <https://doi.org/10.3390/electronics14153018>
- Barnes, E., & Hutson, J. (2024). Navigating the ethical terrain of AI in higher education: Strategies for mitigating bias and promoting fairness. *Forum for Education Studies*, 2(2), 1229. <https://doi.org/10.59400/fes.v2i2.1229>
- Chalmers, A. F. (1999). *A . E Chalmers What is this thing called Science? third edition*.
- Fagan, M. B. (2010). Social Construction Revisited: Epistemology and Scientific Practice. *Philosophy of Science*, 77(1), 92–116. <https://doi.org/10.1086/650210>
- Floridi, L. (2008). The Blackwell Guide to the Philosophy of Computing and Information. In *The Blackwell Guide to the Philosophy of Computing and*

- Information*.  
<https://doi.org/10.1002/9780470757017>
- Floridi, L. (2019). *The Logic of Information: A Theory of Philosophy as Conceptual Design*. Oxford University Press.  
<https://doi.org/10.1093/oso/9780198833635.001.0001>
- Floridi, L., No, I., Singh, S. P., Fagan, M., Orsoni, M., Giovagnoli, S., Garofalo, S., Magri, S., Benvenuti, M., Mazzoni, E., Benassi, M., Agustina, N. Iaras, Barnes, E., Hutson, J., Ikotun, A., Ezugwu, A., Abualigah, L., Abuhaija, B., Heming, J., ... Chalmers, A. F. (2021). The Logic of Information: A Theory of Philosophy as Conceptual Design. *Information Sciences*, 10(March), 1099–1103.  
<https://doi.org/10.1016/j.ins.2022.11.139>
- Ikotun, A., Ezugwu, A., Abualigah, L., Abuhaija, B., & Heming, J. (2022). K-means Clustering Algorithms: A Comprehensive Review, Variants Analysis, and Advances in the Era of Big Data. *Information Sciences*, 622.  
<https://doi.org/10.1016/j.ins.2022.11.139>
- Orsoni, M., Giovagnoli, S., Garofalo, S., Magri, S., Benvenuti, M., Mazzoni, E., & Benassi, M. (2023). Preliminary evidence on machine learning approaches for clusterizing students' cognitive profile. *Heliyon*, 9(3), e14506.  
<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e14506>
- Pansri, B., Sharma, S., Timilsina, S., Choonhapong, W., Kurashige, K., Watanabe, S., & Sato, K. (2024). Understanding Student Learning Behavior: Integrating the Self-Regulated Learning Approach and K-Means Clustering. *Education Sciences*, 14(12), 1–15.  
<https://doi.org/10.3390/educsci14121291>
- Rad, D., Dughi, T., Maier, R., & Ignat, S. (2023). Designing for digital wellbeing. *Designing for Digital Wellbeing*, March, 1–336.  
<https://doi.org/10.3726/b20346>
- Stahl, B. C. (2021). *SPRINGER BRIEFS IN RESEARCH AND INNOVATION GOVERNANCE Artificial Intelligence for a Better Future An Ecosystem Perspective on the Ethics of AI and Emerging Digital Technologies Foreword by Julian Kinderlerer*.  
<http://www.springer.com/series/13811>
- Wang, J., Cao, R., Wang, G., & Peng, X. (2024). *wang et al.* (2024).