



KLASTERISASI GAYA BELAJAR MAHASISWA MATEMATIKA DENGAN FUZZY C-MEANS BERBASIS ATRIBUT VARK DAN HONEY- MUMFORD

**Didi Febrian^{1*}, Hanna Dewi Marina Hutabarat², Philips Pasca G
Siagian³**

¹Program Studi Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Medan, Indonesia

²Program Studi Statistika, FMIPA, Universitas Negeri Medan, Indonesia

³Program Studi Pendidikan Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Medan, Indonesia
Jalan Willem Iskandar Pasar V, Medan, 20221, Sumatera Utara, Indonesia

*email: febrian.didi@unimed.ac.id

ABSTRACT

Identifying student learning-style profiles is important for designing more adaptive instruction. However, prior studies on learning styles have mostly remained descriptive or correlational, while clustering-based mapping that integrates the VARK and Honey-Mumford models is still limited, particularly for Mathematics Study Program students. This study aimed to map student learning-style profiles using the Fuzzy C-Means (FCM) algorithm based on eight dimensions: Visual, Auditory, Read/Write, Kinesthetic, Activist, Reflector, Theorist, and Pragmatist. This study employed a descriptive quantitative approach involving 168 students of the Mathematics Study Program, FMIPA Universitas Negeri Medan. Data were collected through an online questionnaire; scores on the eight dimensions were averaged and combined as the input attributes for clustering. Cluster validity was evaluated using the Partition Coefficient (PC), Partition Entropy (PE), and Modified Partition Coefficient (MPC). The validity indices indicated that the two-cluster solution produced the best numerical values; however, the three-cluster solution was retained because it yielded more interpretable and less redundant profiles. For the three-cluster model, the values obtained were PC = 0.5222, PE = 0.8147, and MPC = 0.2834. The clustering results produced three profiles: Adaptive Multimodal (35.1%), Passive Kinesthetic (24.4%), and Practical Auditory (40.5%). These findings indicate that most students tend to learn more effectively through a combination of listening and direct practice.

Keywords: Fuzzy C-Means, Learning Style, VARK, Honey-Mumford, Mathematics Students

ABSTRAK

Identifikasi profil gaya belajar mahasiswa penting untuk mendukung perancangan pembelajaran yang lebih adaptif. Namun, penelitian sebelumnya tentang gaya belajar masih didominasi pendekatan deskriptif dan korelasional, sedangkan pemetaan berbasis clustering yang mengintegrasikan model VARK dan Honey-Mumford masih relatif terbatas, khususnya pada mahasiswa Program Studi Matematika. Penelitian ini bertujuan memetakan profil gaya belajar mahasiswa menggunakan algoritma Fuzzy C-Means (FCM) berdasarkan delapan dimensi, yaitu Visual, Auditori, Read/Write, Kinestetik, Aktivis, Reflektor, Teoris, dan Pragmatis. Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif deskriptif dengan responden 168 mahasiswa Program Studi Matematika FMIPA Universitas Negeri Medan. Data diperoleh melalui kuesioner daring, kemudian skor pada kedelapan dimensi dirata-ratakan dan digabungkan sebagai atribut input untuk proses

clustering. Validitas jumlah klaster diuji menggunakan indeks Partition Coefficient (PC), Partition Entropy (PE), dan Modified Partition Coefficient (MPC). Hasil evaluasi menunjukkan bahwa 2 klaster memberikan nilai indeks terbaik, tetapi 3 klaster dipilih karena menghasilkan profil yang lebih interpretatif dan tidak redundan. Pada model 3 klaster diperoleh nilai $PC = 0,5222$, $PE = 0,8147$, dan $MPC = 0,2834$. Hasil clustering menghasilkan tiga profil, yaitu Multimodal Adaptif (35,1%), Kinestetik Pasif (24,4%), dan Auditori Praktis (40,5%). Temuan ini menunjukkan bahwa mayoritas mahasiswa cenderung belajar melalui kombinasi auditori dan praktik langsung.

Kata kunci: Fuzzy C-Means, Gaya Belajar, VARK, Honey-Mumford, Mahasiswa Matematika

Received: 30 November 2025, Accepted: 08 May 2026, Published: 11 May 2026

PENDAHULUAN

Tingkat keberhasilan mahasiswa dalam memahami materi perkuliahan dapat berbeda meskipun mereka menerima pengajaran yang sama. Hal ini menunjukkan bahwa proses belajar tidak hanya dipengaruhi oleh kualitas pembelajaran, tetapi juga oleh cara mahasiswa menerima, mengolah, dan merespons informasi. Dalam pendidikan tinggi, gaya belajar masih relevan sebagai salah satu pendekatan untuk memahami profil belajar mahasiswa dan mendukung pembelajaran yang lebih adaptif. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa gaya belajar dan kebiasaan belajar berkaitan dengan prestasi akademik (Magulod, 2019), serta dapat berinteraksi dengan gender dalam memengaruhi hasil belajar (Marantika, 2022). Meskipun demikian, gaya belajar tidak seharusnya dijadikan penentu tunggal hasil belajar, melainkan lebih tepat digunakan untuk membantu mahasiswa mengenali kecenderungan belajarnya dan meningkatkan kesadaran belajar (Childs-Kean et al., 2020). Selain itu, ketidaksesuaian antara karakter belajar mahasiswa dan strategi pengajaran dapat menurunkan keterlibatan mahasiswa dalam pembelajaran (Yotta, 2023).

Di antara berbagai model gaya belajar, VARK dan Honey-Mumford merupakan dua kerangka yang saling melengkapi. VARK memetakan preferensi mahasiswa dalam menerima informasi melalui modalitas visual, auditori, read/write, dan kinestetik, sedangkan Honey-Mumford menggambarkan kecenderungan mahasiswa dalam memproses pengalaman belajar sebagai aktivis, reflektor, teoritis, dan pragmatis. Kombinasi keduanya memberikan gambaran yang lebih komprehensif karena mencakup preferensi input informasi sekaligus orientasi proses belajar. Dalam pembelajaran matematika, pemetaan ini penting karena mahasiswa tidak hanya berhadapan dengan materi simbolik dan prosedural, tetapi juga dengan penalaran abstrak, representasi, dan pemecahan masalah (Sheromova et al., 2020).

Perkembangan educational data mining membuka peluang untuk menganalisis karakteristik belajar mahasiswa secara lebih sistematis melalui pola data. Dalam

konteks ini, clustering menjadi teknik yang relevan karena memungkinkan pengelompokan mahasiswa berdasarkan kemiripan karakteristik tanpa memerlukan label awal (Aldowah et al., 2019; Papadogiannis et al., 2024). Namun, pada data pendidikan dan psikologis yang cenderung tidak tegas, metode hard clustering seperti K-Means kurang representatif karena setiap objek hanya ditempatkan pada satu klaster. Oleh sebab itu, Fuzzy C-Means (FCM) lebih sesuai karena mampu memberikan derajat keanggotaan pada beberapa klaster sekaligus, sehingga lebih relevan untuk memetakan data gaya belajar yang saling beririsan (Li et al., 2019; Muhammad et al., 2024).

Berdasarkan telaah penelitian sebelumnya, penelitian tentang gaya belajar masih banyak berfokus pada hubungan gaya belajar dan hasil belajar, sedangkan studi berbasis data mining lebih sering dilakukan pada konteks e-learning dan perilaku belajar daring, bukan pada data preferensi belajar mahasiswa dalam konteks program studi tertentu (Azzi et al., 2020; Pardamean et al., 2022). Selain itu, penerapan FCM di bidang pendidikan memang telah digunakan untuk analisis performa akademik dan deteksi learning style daring, tetapi pemanfaatannya untuk memetakan profil gaya belajar mahasiswa Program Studi Matematika melalui gabungan atribut VARK dan Honey-Mumford masih relatif terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan memetakan profil gaya belajar mahasiswa Program Studi Matematika berdasarkan atribut gabungan model VARK dan Honey-Mumford dengan menggunakan metode Fuzzy C-Means. Secara teoritis, penelitian ini diharapkan memperluas penerapan pendekatan fuzzy dalam analisis karakter belajar mahasiswa, sedangkan secara praktis hasilnya diharapkan menjadi dasar empiris bagi dosen dalam merancang strategi pembelajaran yang lebih adaptif dan bagi mahasiswa dalam mengenali kecenderungan belajarnya secara lebih terstruktur.

TINJAUAN PUSTAKA

Gaya belajar dalam penelitian pendidikan mutakhir

Gaya belajar masih sering digunakan sebagai kerangka untuk memahami bagaimana mahasiswa menerima, mengolah, dan merespons informasi dalam proses pembelajaran. Namun, dalam literatur mutakhir, gaya belajar tidak lagi diposisikan secara sederhana sebagai dasar untuk mencocokkan satu metode pembelajaran dengan satu tipe mahasiswa secara deterministik. Penggunaan kerangka gaya belajar dalam pendidikan kesehatan sebagian besar masih bersifat deskriptif, sedangkan hubungan antara gaya belajar dan hasil belajar cenderung lemah, tidak konsisten, atau tidak signifikan (Childs-Kean et al., 2020). Dengan demikian, gaya belajar lebih tepat dipahami sebagai alat untuk memetakan kecenderungan belajar dan meningkatkan kesadaran diri mahasiswa, bukan sebagai penentu tunggal keberhasilan akademik.

Konsekuensinya, penelitian tentang gaya belajar perlu bergerak dari sekadar deskripsi kategoris menuju pemodelan profil belajar yang lebih fleksibel dan berbasis data. Dalam penelitian ini, gaya belajar diposisikan sebagai kerangka untuk memetakan kecenderungan belajar mahasiswa, bukan untuk menetapkan satu identitas belajar yang tetap.

Model VARK dan Honey-Mumford: kelebihan dan keterbatasan

Model VARK memetakan preferensi belajar berdasarkan modalitas sensorik, yaitu visual, auditori, read/write, dan kinestetik. Model ini bermanfaat untuk menggambarkan cara mahasiswa menerima informasi, tetapi penggunaannya tetap perlu kehati-hatian karena validitas psikometriknya tidak sepenuhnya bebas dari keterbatasan. Meskipun skor VARK dinilai dapat mengukur preferensi belajar, masih terdapat persoalan pada struktur instrumen dan efek metode pada butir pertanyaan (Leite et al., 2010). Oleh karena itu, VARK lebih tepat digunakan sebagai instrumen pemetaan preferensi belajar, bukan sebagai alat kategorisasi yang bersifat mutlak.

Model Honey-Mumford menekankan orientasi mahasiswa dalam memproses pengalaman belajar melalui dimensi aktivis, reflektor, teoritis, dan pragmatis. Model ini melengkapi VARK karena tidak hanya melihat cara menerima informasi, tetapi juga cara mengolah pengalaman belajar. Namun, model ini juga memiliki keterbatasan psikometrik, karena struktur faktor Learning Styles Questionnaire tidak sepenuhnya mendukung konstruk teoretis empat dimensinya (Swales & Senior, 1999). Dengan demikian, integrasi VARK dan Honey-Mumford dalam penelitian ini dipilih karena keduanya saling melengkapi: VARK merepresentasikan preferensi menerima informasi, sedangkan Honey-Mumford menggambarkan orientasi memproses pengalaman belajar, sehingga profil belajar mahasiswa dapat dipetakan secara lebih komprehensif.

Perkembangan penelitian clustering gaya belajar dan Fuzzy C-Means

Perkembangan riset gaya belajar dalam beberapa tahun terakhir menunjukkan pergeseran dari pendekatan deskriptif menuju pendekatan komputasional dan berbasis data. Saat ini, penelitian learning style dalam e-learning berkembang pesat untuk mendukung personalisasi, adaptasi konten, dan rekomendasi strategi (Khamparia & Pandey, 2020), bersamaan dengan meluasnya penggunaan educational data mining dan learning analytics di pendidikan tinggi untuk memfasilitasi analisis perilaku hingga pengambilan keputusan berbasis data (Aldowah et al., 2019).

Secara metodologis, Fuzzy C-Means (FCM) sangat relevan untuk data pendidikan yang sering kali tidak memiliki batas tegas antarkelompok. Hal ini dibuktikan melalui penerapan FCM untuk mengevaluasi performa mahasiswa (Li et al., 2019), mendeteksi learning style di lingkungan pembelajaran daring (Muhammad et al., 2024), serta memanfaatkan pendekatan komputasional untuk

memprediksi learning style pada adaptive e-learning systems (Azzi et al., 2020). Meskipun demikian, studi-studi terdahulu umumnya berfokus pada performa akademik atau perilaku belajar daring. Posisi penelitian ini mengisi celah tersebut dengan melakukan pemetaan profil belajar melalui integrasi instrumen VARK dan Honey-Mumford menggunakan pendekatan fuzzy clustering, khususnya pada konteks mahasiswa Program Studi Matematika.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif dengan pendekatan deskriptif. Responden penelitian berjumlah 168 mahasiswa Program Studi Matematika FMIPA Universitas Negeri Medan yang mengisi kuesioner secara daring. Teknik pengambilan sampel yang digunakan dalam penelitian ini adalah non-probability sampling dengan metode convenience sampling, sehingga hasil penelitian terutama merepresentasikan konteks Program Studi Matematika FMIPA Universitas Negeri Medan dan tidak dimaksudkan untuk digeneralisasi secara luas. Instrumen penelitian mengadopsi dua model gaya belajar, yaitu VARK dan Honey-Mumford, dengan skala Likert 1-5. Instrumen penelitian ini mencakup 8 dimensi (visual, auditori, read/write, kinestetik, aktivis, reflektor, teoritis, dan pragmatis). Setiap dimensi diukur secara spesifik melalui 2 item pertanyaan, sehingga terdapat 16 item inti. Selain itu, instrumen dilengkapi dengan 8 item pertanyaan gabungan yang mengintegrasikan dua dimensi sekaligus, sehingga total keseluruhan terdapat 24 item pertanyaan.

Sebelum proses pengelompokan dilakukan, skor pada empat item dalam setiap dimensi dirata-ratakan sehingga setiap responden memiliki delapan skor komposit, masing-masing satu skor untuk setiap dimensi gaya belajar. Delapan skor komposit ini selanjutnya digabungkan sebagai vektor atribut input untuk proses clustering. Setelah itu, data dinormalisasi agar seluruh dimensi memiliki bobot yang setara. Normalisasi berperan penting untuk menjaga keterbandingan skala antarvariabel (Singh & Singh, 2020). Dalam penelitian ini digunakan normalisasi Min-Max untuk mentransformasikan data ke dalam interval $[0, 1]$. Persamaan normalisasi adalah sebagai berikut

$$x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (1)$$

Instrumen diuji menggunakan validitas butir berbasis korelasi item-total Pearson dan reliabilitas internal berbasis Cronbach's Alpha. Uji ini dilakukan untuk memastikan bahwa instrumen yang digunakan layak sebagai dasar pemetaan preferensi belajar sebelum data diproses lebih lanjut melalui algoritma clustering. dengan x adalah nilai asli data dan x' adalah nilai hasil normalisasi.

Pengolahan data dilakukan menggunakan bantuan perangkat lunak MATLAB. Algoritma FCM bekerja dengan meminimalkan fungsi objektif yang bergantung pada jarak antara data dan pusat kluster serta derajat keanggotaan setiap data pada masing-masing kluster (Pal & Bezdek, 1995). Dalam implementasi ini digunakan parameter pangkat pembobot (fuzzifier) $m = 2$, maksimum iterasi 100, dan toleransi galat 10^{-5} . Pada fungsi fcm di MATLAB, centroid awal tidak ditentukan secara manual, tetapi diinisialisasi dari matriks keanggotaan awal yang kemudian diperbarui secara iteratif hingga konvergen.

$$J_m(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (u_{ik})^m \|x_k - v_i\|^2 \quad (2)$$

dengan

n : jumlah data

c : jumlah klaster

m : pangkat pembobot, dengan $m = 2$

u_{ik} : derajat keanggotaan data ke- k pada klaster ke- i

v_i : pusat klaster (*centroid*) ke- i

Proses iterasi FCM meliputi dua tahapan pembaruan utama, yaitu pembaruan derajat keanggotaan dan pembaruan pusat klaster hingga perubahan fungsi objektif atau perubahan matriks keanggotaan memenuhi kriteria penghentian.

$$u_{ik} = \left[\sum_{j=1}^c \left(\frac{\|x_k - v_i\|}{\|x_k - v_j\|} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1}, \quad 1 \leq i \leq c; \quad 1 \leq k \leq n \quad (3)$$

dan

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m x_k}{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m}, \quad 1 \leq i \leq c \quad (4)$$

Untuk menentukan jumlah klaster yang layak dan menilai kualitas partisi yang dihasilkan oleh algoritma FCM, penelitian ini menggunakan tiga indeks validitas utama, yaitu Partition Coefficient (PC), Partition Entropy (PE), dan Modified Partition Coefficient (MPC). Ketiga indeks ini dipilih karena secara langsung memanfaatkan matriks keanggotaan fuzzy dan umum digunakan untuk mengevaluasi kualitas partisi FCM. Secara metodologis, PC dan MPC yang lebih besar menunjukkan partisi yang lebih tegas, sedangkan PE yang lebih kecil menunjukkan tingkat ketidakjelasan yang lebih rendah. Meskipun demikian, pemilihan jumlah klaster pada penelitian ini tidak hanya mempertimbangkan nilai indeks, tetapi juga interpretabilitas profil serta kemungkinan redundansi antar klaster.

$$V_{PC} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (u_{ik})^2, \quad \frac{1}{c} \leq V_{PC} \leq 1 \quad (5)$$

Semakin besar nilai PC (mendekati 1), semakin baik kualitas klaster yang terbentuk karena struktur partisinya semakin tegas. Sebaliknya, nilai yang mendekati batas bawah menunjukkan klasterisasi yang semakin kabur.

PE digunakan untuk mengukur tingkat ketidakjelasan (fuzziness). Semakin kecil nilai PE (mendekati 0), semakin baik kualitas pengelompokan (Pal & Bezdek, 1995).

$$V_{PE} = -\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ik} \log_a(u_{ik}), \quad 0 \leq V_{PE} \leq \log_a c \quad (6)$$

MPC merupakan bentuk modifikasi dari PC untuk mengurangi ketergantungan terhadap jumlah klaster, sehingga interpretasinya lebih stabil ketika jumlah klaster divariasikan.

$$V_{MPC} = 1 - \frac{c}{c-1} (1 - V_{PC}) \quad (7)$$

Nilai MPC berkisar antara 0 hingga 1, dengan nilai yang semakin besar menunjukkan partisi yang lebih baik. Evaluasi klaster ini diposisikan sebagai evaluasi yang memadai untuk studi pemetaan awal, bukan evaluasi yang sepenuhnya komprehensif.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan pada penelitian ini berasal dari 168 mahasiswa Prodi Matematika, FMIPA Unimed. Sebelum data dianalisa, data terlebih dahulu diuji validitas dan reliabilitas. Hasil uji validitas dapat dilihat pada Tabel 1 dan uji reliabilitas pada Tabel 2.

Tabel 1. Hasil Uji Validitas

Pertanyaan	r_{hitung}	Pertanyaan	r_{hitung}
Visual 1	0.496	Aktivis 1	0.672
Visual 2	0.640	Aktivis 2	0.422
Visual 3	0.632	Aktivis 3	0.745
Visual 4	0.723	Aktivis 4	0.759
Auditori 1	0.575	Reflektor 1	0.691
Auditori 2	0.671	Reflektor 2	0.591
Auditori 3	0.759	Reflektor 3	0.632
Auditori 4	0.715	Reflektor 4	0.715
Read/Write 1	0.307	Teoris 1	0.650
Read/Write 2	0.477	Teoris 2	0.676
Read/Write 3	0.639	Teoris 3	0.639
Read/Write 4	0.687	Teoris 4	0.687
Kinestetik 1	0.645	Pragmatis 1	0.726
Kinestetik 2	0.609	Pragmatis 2	0.777
Kinestetik 3	0.745	Pragmatis 3	0.723
Kinestetik 4	0.738	Pragmatis 4	0.738

Berdasarkan Tabel 1, seluruh item memiliki nilai r hitung yang lebih besar daripada r tabel (0,152) pada taraf signifikansi 0,05, sehingga seluruh item dinyatakan valid secara statistik. Meskipun demikian, terdapat variasi kekuatan validitas antar item. Sebagai contoh, item Read/Write 1 memiliki nilai korelasi sebesar 0,307, yang masih memenuhi kriteria minimum tetapi menunjukkan daya diskriminasi yang lebih lemah dibandingkan item lain. Karena penelitian ini berfokus pada pemetaan awal profil gaya belajar dan seluruh dimensi tetap

menunjukkan keterandalan internal yang tinggi, item tersebut tetap dipertahankan, namun hasil pada dimensi terkait perlu ditafsirkan secara lebih hati-hati.

Tabel 2. Hasil Uji Reliabilitas

Pertanyaan	Cronbach's Alpha	Pertanyaan	Cronbach's Alpha
Visual 1	0.956	Aktivis 1	0.955
Visual 2	0.955	Aktivis 2	0.957
Visual 3	0.955	Aktivis 3	0.954
Visual 4	0.954	Aktivis 4	0.954
Auditori 1	0.956	Reflektor 1	0.955
Auditori 2	0.955	Reflektor 2	0.955
Auditori 3	0.954	Reflektor 3	0.955
Auditori 4	0.954	Reflektor 4	0.954
Read/Write 1	0.957	Teoris 1	0.955
Read/Write 2	0.956	Teoris 2	0.955
Read/Write 3	0.955	Teoris 3	0.955
Read/Write 4	0.955	Teoris 4	0.955
Kinestetik 1	0.955	Pragmatis 1	0.954
Kinestetik 2	0.955	Pragmatis 2	0.954
Kinestetik 3	0.954	Pragmatis 3	0.954
Kinestetik 4	0.954	Pragmatis 4	0.954

Berdasarkan Tabel 2, nilai Cronbach's Alpha untuk seluruh item berada di atas 0,95. Nilai ini menunjukkan konsistensi internal yang sangat tinggi, sehingga instrumen dapat dipercaya untuk digunakan dalam penelitian. Namun, nilai Alpha yang sangat tinggi juga dapat mengindikasikan kemungkinan adanya redundansi antaritem. Dalam penelitian ini, kondisi tersebut ditafsirkan sebagai konsekuensi dari pengukuran beberapa indikator yang berdekatan dalam setiap dimensi, sehingga hasil reliabilitas yang tinggi mendukung penggunaan skor komposit per dimensi, tetapi sekaligus menjadi catatan untuk penyempurnaan instrumen pada penelitian lanjutan.

Sebelum dilakukan proses klasterisasi, data gaya belajar mahasiswa yang diperoleh dari kuesioner melalui tahapan normalisasi data. Transformasi ini dilakukan dengan mengubah skor rata-rata setiap dimensi gaya belajar ke dalam rentang nilai 0 hingga 1 menggunakan persamaan normalisasi *Min-Max*. Langkah ini bertujuan untuk menyetarakan skala data sehingga komputasi algoritma *Fuzzy C-Means* dapat berjalan optimal tanpa bias numerik. Data hasil normalisasi yang digunakan sebagai input penelitian dapat dilihat pada Tabel 3 berikut.

Tabel 3. *Data Hasil Normalisasi*

	Visual	Auditori	Read /Write	Kinestetik	Aktifis	Reflektor	Teoris	Pragmatis
1	0.3125	0.5625	0.5	0.625	0.43755	0.56255	0.5	0.625
2	0.875	1	0.5	1	0.8125	0.8125	0.8125	0.9375
3	0.9375	1	0.5	0.875	0.8125	0.8125	0.875	1
4	1	1	1	0.875	0.875	0.875	0.875	1
5	0.75	1	0.5	1	0.875	0.875	0.8125	1
6	0.5	0.5	0.75	1	0.6875	0.5	0.75	0.8125
7	0.75	0.5	1	0.9375	0.75	0.75	0.9375	0.8125
8	0.875	0.5	0.5	0.6875	0.5625	0.6875	0.625	0.75
9	0.875	1	1	1	0.9375	0.875	0.875	0.9375
10	0.75	0.75	1	1	0.8125	0.6875	1	0.9375
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
166	0.5625	0.5	0.5	0.5	0.4375	0.5	0.5	0.5
167	0.5625	0.75	0.5	0.625	0.5625	0.625	0.625	0.5625
168	1	1	1	1	0.9375	1	1	1

Setelah data dinormalisasi, tahapan selanjutnya dilakukan pengelompokan menggunakan FCM dengan bantuan MATLAB melalui fungsi fcm. Data input berupa matriks mahasiswa ternormalisasi dengan 8 atribut gaya belajar. Implementasi dilakukan dengan fuzzifier $m = 2$, maksimum iterasi 100, dan toleransi galat 10^{-5} . Variasi jumlah klaster dilakukan dari 2 hingga 8 klaster untuk mengidentifikasi struktur kelompok yang paling memadai dalam merepresentasikan karakteristik data. Pada penelitian ini tidak dilakukan analisis sensitivitas terhadap perubahan parameter m ataupun evaluasi stabilitas klaster, sehingga hasil yang diperoleh perlu dibaca sebagai pemetaan awal berbasis parameter implementasi yang digunakan.

Tabel 4. *Hasil Validasi Klaster*

Jumlah Klaster	PC	PE	MPC
2	0.6770	0.4948	0.3540
3	0.5222	0.8147	0.2834
4	0.4288	1.0548	0.2383
5	0.3555	1.2674	0.1944
6	0.3074	1.4388	0.1689
7	0.2752	1.5772	0.1544
8	0.2443	1.7137	0.1364

Berdasarkan Tabel 4, nilai PC tertinggi, PE terendah, dan MPC tertinggi seluruhnya diperoleh pada 2 klaster. Artinya, secara numerik solusi 2 klaster memberikan kualitas partisi terbaik menurut tiga indeks yang digunakan. Namun, dalam konteks pemetaan gaya belajar, pembagian hanya menjadi dua kelompok dinilai terlalu umum dan berisiko mereduksi heterogenitas profil mahasiswa. Oleh karena itu, evaluasi tidak hanya berhenti pada nilai indeks, tetapi juga

mempertimbangkan interpretabilitas pedagogis dan redundansi profil pada jumlah klaster yang lebih besar.

Pada 3 klaster diperoleh nilai $PC = 0,5222$, $PE = 0,8147$, dan $MPC = 0,2834$. Nilai-nilai tersebut memang tidak lebih baik daripada 2 klaster, tetapi masih berada pada rentang yang dapat diterima untuk partisi fuzzy. Ketika jumlah klaster dinaikkan menjadi 4 atau lebih, nilai PC dan MPC terus menurun, sedangkan PE meningkat tajam. Pola ini menunjukkan bahwa penambahan klaster justru meningkatkan ketidakjelasan partisi. Dengan demikian, pemilihan 3 klaster dalam penelitian ini diposisikan sebagai kompromi antara kualitas indeks validitas dan kebutuhan memperoleh profil yang lebih bermakna secara substantif.

Tabel 5. Pusat Klaster

3 klaster								
Klaster	Visual	Auditori	Read /Write	Kinestetik	Aktivis	Reflektor	Teoris	Pragmatis
1	0.8167	0.9210	0.9078	0.8936	0.8405	0.8355	0.8895	0.9185
2	0.5526	0.5800	0.4865	0.6191	0.5658	0.5466	0.5657	0.5972
3	0.6654	0.7678	0.6752	0.7652	0.7002	0.7058	0.7343	0.7687
4 klaster								
Klaster	Visual	Auditori	Read /Write	Kinestetik	Aktivis	Reflektor	Teoris	Pragmatis
1	0.6249	0.7398	0.5678	0.7266	0.6687	0.6620	0.6723	0.7176
2	0.5311	0.5069	0.4674	0.5734	0.5228	0.5077	0.5330	0.5555
3	0.8432	0.9358	0.9326	0.9112	0.8627	0.8539	0.9019	0.9369
4	0.6897	0.7882	0.7376	0.7840	0.7143	0.7284	0.7695	0.7957

Berdasarkan Tabel 5, Klaster 1 dan Klaster 4 pada skenario 4 klaster menunjukkan pola yang sangat mirip, terutama pada dimensi Auditori, Kinestetik, dan Pragmatis. Keduanya lebih merepresentasikan perbedaan tingkat intensitas dari profil yang sama daripada dua profil yang benar-benar berbeda. Temuan ini mendukung pemilihan 3 klaster, karena model 4 klaster menambah kompleksitas tanpa menghasilkan pembedaan profil yang cukup kuat.

Pada model 3 klaster, Klaster 1 (Multimodal Adaptif) memiliki nilai pusat klaster tinggi pada hampir seluruh dimensi gaya belajar, terutama Auditori, Pragmatis, dan Read/Write. Profil ini menunjukkan mahasiswa dengan kecenderungan belajar yang fleksibel dan berpotensi beradaptasi dengan berbagai strategi pembelajaran, seperti penjelasan lisan, bacaan mandiri, dan aktivitas penerapan konsep.

Klaster 2 (Kinestetik Pasif) menunjukkan nilai pusat klaster yang relatif lebih rendah pada hampir semua dimensi, terutama Read/Write dan Teoris. Meskipun dimensi Kinestetik masih sedikit lebih menonjol, kelompok ini dapat dipahami sebagai mahasiswa yang cenderung memerlukan dukungan pembelajaran yang lebih konkret dan terstruktur. Interpretasi ini bukan pelabelan kemampuan,

melainkan indikasi bahwa mahasiswa dalam klaster ini kemungkinan lebih terbantu oleh aktivitas manipulatif, contoh aplikatif, dan scaffolding yang lebih kuat.

Klaster 3 (Auditori Praktis) memperlihatkan kecenderungan menengah dengan dominasi relatif pada dimensi Auditori, Kinestetik, dan Pragmatis, meskipun tidak setinggi Klaster 1 pada aspek Read/Write. Profil ini menunjukkan mahasiswa yang lebih responsif terhadap pembelajaran melalui penjelasan lisan, diskusi, dan praktik langsung.

Temuan ini sejalan dengan penelitian yang menunjukkan bahwa preferensi belajar mahasiswa cenderung muncul sebagai kombinasi beberapa karakteristik, bukan sebagai kategori tunggal yang sepenuhnya terpisah (Khamparia & Pandey, 2020; Muhammad et al., 2024). Hal ini menunjukkan bahwa profil belajar mahasiswa bersifat multidimensional dan saling beririsan, sehingga interpretasi klaster lebih tepat dipahami sebagai kecenderungan relatif daripada label yang kaku.

Tabel 6. *Jumlah Responden Pada Setiap Klaster*

Klaster	Jumlah Responden
1	59
2	41
3	68

Berdasarkan Tabel 6, mayoritas mahasiswa berada pada Klaster 3 sebanyak 68 mahasiswa (40,5%), diikuti Klaster 1 sebanyak 59 mahasiswa (35,1%) dan Klaster 2 sebanyak 41 mahasiswa (24,4%). Hal ini mengindikasikan bahwa kombinasi pola auditori dan praktik langsung cukup menonjol dalam sampel. Mengingat penggunaan non-probability sampling pada satu program studi, temuan ini bersifat gambaran kontekstual dan tidak untuk digeneralisasi secara luas.

Secara keseluruhan, hasil ini menegaskan bahwa gaya belajar mahasiswa cenderung saling beririsan daripada terkotak dalam kategori terpisah. Namun, penelitian ini belum membandingkan hasil FCM dengan metode lain seperti K-Means atau hierarchical clustering, belum mengevaluasi stabilitas klaster, dan belum menguji keterkaitan klaster dengan variabel akademik seperti prestasi belajar. Oleh karena itu, kekuatan utama hasil penelitian ini terletak pada pemetaan awal yang interpretatif, bukan pada klaim keunggulan komparatif metode.

KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa integrasi model VARK dan Honey-Mumford dengan pendekatan Fuzzy C-Means dapat memetakan profil gaya belajar mahasiswa Program Studi Matematika ke dalam tiga profil interpretatif, yaitu Multimodal Adaptif, Kinestetik Pasif, dan Auditori Praktis. Hasil ini mengindikasikan bahwa profil belajar mahasiswa tidak bersifat tunggal, melainkan multidimensional dan saling beririsan, sehingga pendekatan fuzzy lebih sesuai

untuk merepresentasikannya, meskipun penelitian ini tidak melakukan perbandingan langsung dengan metode clustering lain. Secara praktis, temuan ini dapat menjadi dasar bagi dosen untuk merancang pembelajaran matematika yang lebih variatif dan adaptif melalui kombinasi penjelasan lisan, diskusi, bacaan terstruktur, serta aktivitas praktik atau demonstrasi. Namun, penelitian ini masih memiliki keterbatasan, yaitu sampel yang berasal dari satu program studi, teknik sampling nonprobabilitas, penggunaan indeks validitas klaster yang terbatas, belum adanya evaluasi stabilitas klaster, serta belum diuji hubungannya dengan variabel akademik lain. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan melibatkan sampel yang lebih luas, membandingkan FCM dengan metode clustering lain, menambahkan indeks validitas klaster yang lebih komprehensif, menguji hubungan profil klaster dengan capaian akademik, serta menyempurnakan instrumen melalui analisis faktor.

REFERENSI

- Aldowah, H., Al-Samarraie, H., & Fauzy, W. M. (2019). Educational data mining and learning analytics for 21st century higher education: A review and synthesis. *Telematics and Informatics*, 37, 13–49. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.tele.2019.01.007](https://doi.org/10.1016/j.tele.2019.01.007)
- Azzi, I., Jeghal, A., Radouane, A., Yahyaouy, A., & Tairi, H. (2020). A robust classification to predict learning styles in adaptive E-learning systems. *Education and Information Technologies*, 25(1), 437–448. <https://doi.org/10.1007/s10639-019-09956-6>
- Childs-Kean, L., Mlis, M. E. E., & Smith, M. D. (2020). Use of learning style frameworks in health science education. In *American Journal of Pharmaceutical Education* (Vol. 84, Number 7, pp. 1–9). American Association of Colleges of Pharmacy. <https://doi.org/10.5688/ajpe7885>
- Khamparia, A., & Pandey, B. (2020). Association of learning styles with different e-learning problems: a systematic review and classification. *Education and Information Technologies*, 25(2), 1303–1331. <https://doi.org/10.1007/s10639-019-10028-y>
- Leite, Walter L, Svinicki, Marilla, & Shi, Yuying. (2010). Attempted Validation of the Scores of the VARK: Learning Styles Inventory With Multitrait–Multimethod Confirmatory Factor Analysis Models. *Educational and Psychological Measurement*, 70(2), 323–339. <https://doi.org/10.1177/0013164409344507>

- Li, Y., Gou, J., & Fan, Z. (2019). Educational data mining for students' performance based on fuzzy C-means clustering. *The Journal of Engineering*, 2019(11), 8245–8250. <https://doi.org/https://doi.org/10.1049/joe.2019.0938>
- Magulod, G. C. (2019). Learning styles, study habits and academic performance of Filipino university students in applied science courses: Implications for instruction. *Journal of Technology and Science Education*, 9(2), 184–198. <https://doi.org/10.3926/jotse.504>
- Marantika, J. E. R. (2022). The relationship between learning styles, gender and learning outcomes. *Cypriot Journal of Educational Sciences*, 17(1), 56–67. <https://doi.org/10.18844/cjes.v17i1.6681>
- Muhammad, B. A., Jianping, W., Gao, G., Zhao, C., Li, Q., Zuo, X., & Lv, Y. (2024). A Fuzzy C-means Algorithm to Detect Learning Styles in Online Learning Environment. In *JOURNAL OF NETWORKING AND NETWORK APPLICATIONS* (Vol. 4, Number 1).
- Pal, N. R., & Bezdek, J. C. (1995). On Cluster Validity for the Fuzzy c-Means Model. In *IEEE TRANSACTIONS ON FUZZY SYSTEMS* (Vol. 3, Number 3).
- Papadogiannis, I., Wallace, M., & Karountzou, G. (2024). Educational Data Mining: A Foundational Overview. *Encyclopedia*, 4(4), 1644–1664. <https://doi.org/10.3390/encyclopedia4040108>
- Pardamean, B., Suparyanto, T., Cenggoro, T. W., Sudigyo, D., & Anugrahana, A. (2022). AI-Based Learning Style Prediction in Online Learning for Primary Education. *IEEE Access*, 10, 35725–35735. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3160177>
- Sheromova, T. S., Khuziakhmetov, A. N., Kazinets, V. A., Sizova, Z. M., Buslaev, S. I., & Borodianskaia, E. A. (2020). Learning styles and development of cognitive skills in mathematics learning. *Eurasia Journal of Mathematics, Science and Technology Education*, 16(11). <https://doi.org/10.29333/EJMSTE/8538>
- Singh, D., & Singh, B. (2020). Investigating the impact of data normalization on classification performance. *Applied Soft Computing*, 97, 105524. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.105524>
- Swales, S., & Senior, B. (1999). The Dimensionality of Honey and Mumford's Learning Styles Questionnaire. *International Journal of Selection and Assessment*, 7(1), 1–11. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/1468-2389.00099>

Yotta, E. G. (2023). Accommodating students' learning styles differences in English language classroom. *Heliyon*, 9(6).
<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e17497>