KERNEL: Jurnal Riset Inovasi Bidang Informatika dan Pendidikan Informatika
Vol. 6, No. 1, Juli 2025
ISSN: 2774-4345, DOI: 10.31284/j.kernel.2025.v6i1.6866

Implementasi Data Mining Menggunakan Fuzzy C Means Untuk Penentuan Kelompok PKL

Queen Carolyne Sunni[1], Budanis Dwi Meilani[2]

Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya

**Penulis Korespondensi : budanis@itats.ac.id*

ABSTRACT

Vocational High Schools, or SMK, prepare students for the world of work through Field Work Practices (PKL). This study uses the Fuzzy C-Means (FCM) algorithm in the context of data mining to improve the efficiency and accuracy of student grouping in PKL. The FCM algorithm allows grouping with varying levels of membership, which aims to optimize PKL groups. The research process includes setting parameters such as the number of clusters, the level of fuzziness, and the selection of initial cluster centers. The criteria used include five academic grades from productive subjects, career interests, and internship location preferences. The results of the model evaluation show that FCM can provide fairly accurate grouping, with an accuracy level of around 72%. This study shows that the Fuzzy C-Means (FCM) algorithm can improve the efficiency of PKL student grouping, although there are challenges in achieving higher accuracy. This emphasizes the importance of data uniformity and quality as well as algorithm parameter settings to achieve optimal results. This study recommends further evaluation of data parameters and quality to improve clustering accuracy in the future.

Article History

Received : 28-12-2024
Revised : 16-01-2025
Accepted : 23-01-2025

Keywords

Fuzzy C Means
Clustering
Praktek Kerja Lapangan

ABSTRAK

Sekolah Menengah Kejuruan (SMK) mempersiapkan siswa untuk dunia kerja melalui Praktek Kerja Lapangan (PKL). Penelitian ini menggunakan algoritma Fuzzy C-Means (FCM) dalam konteks data mining untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi pengelompokan siswa dalam PKL. Algoritma FCM memungkinkan pengelompokan dengan tingkat keanggotaan variatif, yang bertujuan mengoptimalkan kelompok PKL. Proses penelitian mencakup penetapan parameter seperti jumlah klaster, tingkat fuzziness, dan pemilihan pusat klaster awal. Kriteria yang digunakan meliputi lima nilai akademis dari mata pelajaran produktif, minat karir, dan preferensi lokasi magang. Hasil evaluasi model menunjukkan bahwa FCM dapat memberikan pengelompokan yang cukup akurat, dengan tingkat akurasi mencapai sekitar 72%. Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma Fuzzy C-Means (FCM) dapat meningkatkan efisiensi pengelompokan siswa PKL, meskipun terdapat tantangan dalam mencapai akurasi yang lebih tinggi. Hal ini menekankan pentingnya keseragaman dan kualitas data serta pengaturan parameter algoritma untuk mencapai hasil yang optimal. Penelitian ini merekomendasikan evaluasi lebih lanjut terhadap parameter dan kualitas data untuk meningkatkan akurasi pengelompokan di masa depan.

PENDAHULUAN

Sekolah Menengah Kejuruan (SMK) memainkan peran penting dalam mempersiapkan siswa untuk dunia kerja melalui pendidikan yang relevan dengan kebutuhan industri. Salah satu program penting di SMK adalah Praktik Kerja Lapangan (PKL), yang bertujuan untuk meningkatkan keterampilan praktis siswa dan mempersiapkan mereka menghadapi tantangan dunia kerja [1]. Penempatan siswa dalam program PKL yang sesuai dengan bidang studi dan minat mereka sangat krusial. Proses penempatan ini umumnya dilakukan secara manual oleh pihak sekolah, yang mempertimbangkan banyak faktor seperti keterampilan dan minat siswa.

Namun, penempatan manual dalam PKL dapat memakan waktu lama dan rentan terhadap kesalahan. Kesalahan dalam penempatan dapat menyebabkan ketidaksesuaian antara keterampilan siswa dengan tuntutan dunia kerja, yang pada akhirnya dapat memengaruhi pengalaman praktis siswa selama PKL. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang lebih efisien dan akurat untuk menentukan kelompok PKL siswa. Salah satu solusi yang dapat diterapkan adalah penggunaan algoritma Fuzzy

ISSN: 2774-4345, DOI: 10.31284/j.kernel.2025.v6i1.6866

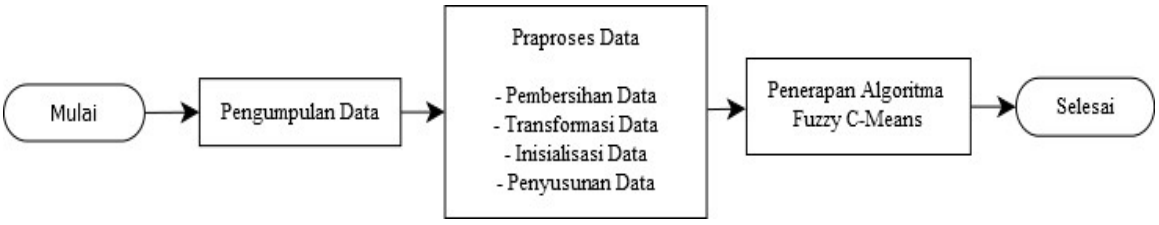
C-Means (FCM), yang dapat mengelompokkan siswa berdasarkan berbagai faktor dengan lebih tepat dan efisien.

Beberapa penelitian sebelumnya telah mengkaji penerapan Fuzzy C-Means (FCM) dalam pengelompokan data. Misalnya, penelitian oleh [2] membandingkan FCM dengan K-Means dalam pengelompokan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah dan menemukan bahwa FCM memberikan hasil yang lebih akurat dengan simpangan baku yang lebih rendah. Penelitian lain oleh [3] menunjukkan bahwa FCM memperoleh tingkat akurasi yang lebih tinggi (76%) dibandingkan dengan K-Means (44%) dalam pengelompokan karyawan berdasarkan nilai kinerja. FCM, yang pertama kali diperkenalkan oleh Bezdek (1981), memungkinkan penugasan berbobot dalam proses clustering, mencerminkan ketidakpastian, dan memberikan solusi lebih realistis untuk masalah pengelompokan yang kompleks [4]. Berdasarkan keunggulan ini, FCM dipilih dalam penelitian ini untuk mengelompokkan siswa PKL SMK guna mencapai hasil yang lebih optimal dan sesuai dengan karakteristik masing-masing siswa.

Pentingnya penelitian ini terletak pada kebutuhan untuk meningkatkan efisiensi dalam proses penempatan siswa PKL yang melibatkan berbagai faktor. Dengan memanfaatkan teknologi yang lebih terstruktur, seperti FCM, sekolah dapat mempercepat proses penempatan, mengurangi kesalahan, dan memberikan pengalaman praktis yang lebih baik bagi siswa. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi pada pengembangan metode penempatan PKL yang lebih efektif dan memperkuat hubungan antara sekolah dan industri.

METODE

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan, yaitu pengumpulan data, praposes data, dan penerapan algoritma FCM. Penjelasan lebih rinci dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini dimulai dengan pengumpulan dan pembersihan data untuk memperoleh informasi mengenai minat karir, preferensi lokasi magang, dan nilai akademik siswa SMK, yang dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1 Dataset

ID	Karir	Lokasi	Nilai P1	Nilai P2	Nilai P3	Nilai P4	Nilai P5
1	Banquet Ambassador	Pusat	92	84	89	92	81
2	Wirausaha	Pusat	85	81	89	85	85
…	…	…	…	…	…	…	…
18	Guest Service Agent	Utara	85	83	87	85	81

ISSN: 2774-4345, DOI: 10.31284/j.kernel.2025.v6i1.6866

Setelah data terkumpul, tahap pertama adalah transformasi data, di mana variabel minat karir dan preferensi lokasi magang yang semula berbentuk kategori diubah menjadi nilai numerik. Misalnya, karir seperti *Guest Service Agent* diberi nilai (1), sementara *Waiter/Waitress* diberi nilai (0). Demikian juga, untuk preferensi lokasi magang, lokasi Surabaya Barat diberi nilai (1), sedangkan Surabaya Utara diberi nilai (0). Untuk variabel nilai akademik, yang berupa data kontinu, dilakukan inisialisasi dengan mengelompokkan nilai ke dalam rentang tertentu, seperti nilai (100–98) diberi nilai (1), dan (79–77) diberi nilai (0).

Setelah transformasi dan inisialisasi selesai, data siap diproses dengan *clustering*. *Clustering* adalah teknik pengelompokan data berdasarkan kesamaan, di mana data yang serupa dikelompokkan dalam satu *cluster*. Metode *clustering* dapat berupa *hard clustering* (seperti K-means) atau *soft clustering* (seperti Fuzzy C-Means) yang memungkinkan data berada di beberapa *cluster* dengan derajat keanggotaan berbeda [6]

Dalam penelitian ini algoritma *clustering* yang digunakan adalah *Fuzzy C-Means.* Fuzzy C-Means (FCM) adalah algoritma *clustering* yang memberikan derajat keanggotaan pada setiap data terhadap beberapa *cluster*, dengan tujuan untuk meminimalkan jarak antara data dan pusat *cluster*. FCM digunakan untuk data dengan tumpang tindih dan mengoptimalkan pusat *cluster* melalui iterasi. Algoritma FCM melibatkan beberapa tahapan [7]

1) Menentukan data dalam matriks X berukuran n x m, di mana n adalah jumlah sampel dan m adalah jumlah atribut.
2) Tentukan jumlah *cluster* (c), pangkat pembobot (w), maksimum iterasi (MaxIter), *error* terkecil (ε), fungsi objektif yang dimulai dengan nilai P^0=0, serta iterasi yang diawali dengan t=1."
3) Hasilkan bilangan acak (uik).

Menghitung jumlah setiap kolom, sesuai persamaan (1)

$$\boldsymbol{Q_i = \Sigma_k^c = 1^{\mu_i k}} \tag{1}$$

dengan

- Qi adalah jumlah keanggotaan untuk data i ke semua *cluster*
- c adalah jumlah *cluster*
- uik adalah derajat keanggotaan data i terhadap *cluster* k

Menghitung derajat keanggotaan, sesuai persamaan (2)

$$\boldsymbol{\mu_i k = \frac{\mu_i k}{Q_i}} \tag{2}$$

4) Hitung Pusat *Cluster* (Vkj), dengan k = 1,2,...,c; j = 1,2,...,m. Sesuai persamaan (3)

$$\boldsymbol{v_{k_j} = \frac{\Sigma_{i=1}^{n}\left((\mu_i k)^2 \times x_{ij}\right)}{\Sigma_{i=1}^{n}(\mu_i k)^2}} \tag{3}$$

Dengan,

- Vkj adalah pusat *cluster* k pada atribut j
- n adakah jumlah data
- xij adalah nilai dari atribut j pada data *i*
- μik adalah keanggotaan data i terhadap *cluster* k
- k adalah indeks *cluster* yang dihitung
- j adalah indeks atribut yang dihitung

5) Hitung nilai fungsi objektif pada iterasi ke-t (Pt), sesuai persamaan (4)

$$\boldsymbol{P_t} = \sum_{\boldsymbol{i=1}}^{\boldsymbol{n}} \sum_{\boldsymbol{k=1}}^{\boldsymbol{c}} \left(\left[\sum_{\boldsymbol{j=1}}^{\boldsymbol{m}} \left(\boldsymbol{X_{ij}} - \boldsymbol{V_{kj}} \right)^{\boldsymbol{2}} \right] (\boldsymbol{\mu_{ik}})^{\boldsymbol{w}} \right) \quad (4)$$

Dengan,

- Pt adalah nilai fungsi objektif pada iterasi ke-t
- m adakah jumlah atribut dalam data

6) Hitung perubahan matriks partisi, sesuai persamaan (5)

$$\boldsymbol{\mu_{ik}} = \frac{\left[\sum_{\boldsymbol{j=i}}^{\boldsymbol{m}} \left(\boldsymbol{x_{ij}} - \boldsymbol{V_{k_j}} \right)^{\boldsymbol{2}} \right]^{\frac{\boldsymbol{-1}}{\boldsymbol{w-1}}}}{\left[\sum_{\boldsymbol{k=1}}^{\boldsymbol{c}} \sum_{\boldsymbol{j=1}}^{\boldsymbol{m}} \left(\boldsymbol{x_{ij}} - \boldsymbol{v_{kj}} \right)^{\boldsymbol{2}} \right]^{\frac{\boldsymbol{1}}{\boldsymbol{w-1}}}} \quad (5)$$

7) Cek kondisi berhenti: Jika: ($|P_t - P_t - 1| < \varepsilon$) atau (t < MaxIter) maka berhenti; Jika tidak: t= t+1, ulangi langkah ke-4.

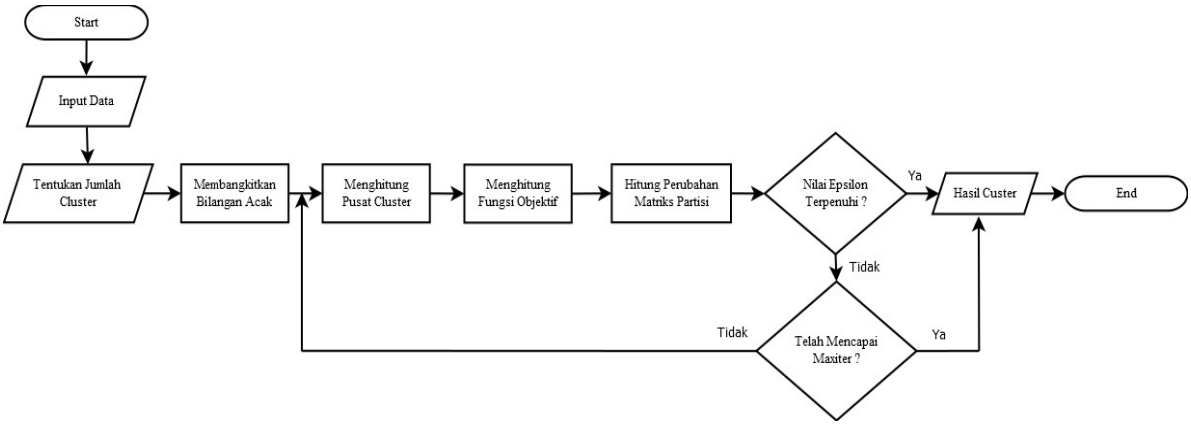
Hasil perhitungan dengan algoritma FCM ditunjukkan pada tabel 2.

Tabel 2 Data setelah Transformasi dan Inisialisasi

Data	Karir	Preferensi	Nilai P1	Nilai P2	Nilai P3	Nilai P4	Nilai P5
1	0,71	0,75	0,7	0,3	0,6	0,7	0,1
2	0,86	0,75	0,3	0,1	0,6	0,3	0,3
…	…	…	…	…	…	…	…
18	1	0	0,3	0,3	0,4	0,3	0,1

HASIL DAN PEMBAHASAN

Diagram alur proses FCM menggambarkan langkah-langkah pelaksanaan algoritma Fuzzy C-Means secara jelas. Diagram ini berfungsi sebagai panduan analisis data dan referensi dalam diskusi. Alur proses Fuzzy C-Means dapat dilihat pada gambar 2.



Gambar 2 Tahapan FCM

Perhitungan FCM

Hasil perhitungan Fuzzy C-Means (FCM) dilakukan dengan mengikuti langkah-langkah dalam algoritma FCM, berdasarkan data yang terdapat pada Tabel 3.

1. Masukkan data yang akan dikelompokkan ke dalam matriks *X* pada tabel 3.

Tabel 3 Dataset FCM

Data	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7
1	0,71	0,75	0,7	0,3	0,6	0,7	0,1
2	0,86	0,75	0,3	0,1	0,6	0,3	0,3
…	…	…	…	…	…	…	…
18	1	0	0,3	0,3	0,4	0,3	0,1

2. Menentukan jumlah *cluster* (c = 6), pangkat pembobot (w = 1,9), maksimum iterasi (MaxIter = 100), error terkecil (ε = 0,01), fungsi objektif ($P^0 = 0$), dan iterasi (t = 1).
3. Membangkitkan nilai acak (uik) dalam matriks partisi awal U, dengan Uik untuk i = 1, 2, ..., n dan k = 1, 2, ..., c, di mana c = 5 (terdapat 5 *cluster*). Matriks ini berisi nilai acak yang disesuaikan dengan jumlah data ditunjukan pada tabel 4.

Tabel 4 Nilai Acak

Data Ke-	c1	c2	c3	c4	c5
1	0,3051	0,1610	0,0763	0,3814	0,0763
2	0,0333	0,1889	0,2852	0,2963	0,1963
…	…	…	…	…	…
18	0,2494	0,1596	0,2444	0,2120	0,1347

4. Hitung pusat *cluster* (Vkj) setiap *cluster* dan variabel dengan menghitung rata-rata tertimbang dari nilai variabel pada setiap *cluster*. Perhitungan terdapat pada tabel 5.

Tabel 5 Perhitungan Pusat *Cluster* untuk *Cluster* 1

Data Ke-	uik	uik^2	j1	$(uik)^2*j1$
1	0,3051	0,1048	0,71	0,0744
2	0,0333	0,0016	0,86	0,0013
..	..	..	..	..
18	0,2494	0,0715	1	0,0715
Jumlah Σ		1,0474		0,7845

Dari perhitungan tersebut, nilai Vk1 diperoleh dengan cara membagi jumlah Σ $(uik)^2*Xij$ dengan Σ uik^2 pada *cluster* tersebut. Hasil perhitungan pusat *cluster* untuk semua variabel dapat dilihat pada tabel 6.

Tabel 6 Hasil Perhitungan Pusat *Cluster*

Cluster	*Vkj1*	*Vkj2*	*Vkj3*	*Vkj4*	*Vkj5*	*Vkj6*	*Vkj7*
1	0,7490	0,6835	0,4233	0,1686	0,4935	0,4233	0,1287
2	0,5764	0,5657	0,4526	0,1381	0,4372	0,4526	0,1468
3	0,7551	0,5748	0,4425	0,1709	0,4408	0,4425	0,1624
4	0,5669	0,5784	0,4506	0,1419	0,4439	0,4506	0,1953
5	0,6145	0,6455	0,3753	0,1359	0,4753	0,3753	0,1723

5. Hitung nilai fungsi objektif Pt pada iterasi ke-t untuk mengevaluasi kualitas pengelompokan, seperti ditunjukkan pada Tabel 7. Lakukan perhitungan untuk setiap data.

Tabel 7 Perhitungan Fungsi Objektif *Cluster* 1

Variabel Ke-	i1	Vkj *Cluster* 1	$(i1-Vkj)^2$
1	0,71	0,7490	0,002
2	0,75	0,6835	0,004
3	0,7	0,4233	0,077
4	0,3	0,1686	0,017
5	0,6	0,4935	0,011
6	0,7	0,4233	0,077
7	0,1	0,1287	0,001
	Jumlah		0,189

Kemudian kalikan $(i-Vkj)^2$ dengan Uik^2 pada setiap *cluster* untuk memperoleh nilai fungsi objektif tiap data, seperti yang ditampilkan pada perhitungan di tabel 8.

Tabel 8 Perhitungan Lanjutan Fungsi Objektif *Cluster* 1

Data Ke-	Total $(i-Vkj)^2$	Uik^2	PO= Total $(i-Vkj)^2$ * Uik^2
i1	0,18850	0,1048	0,0198
i2	0,09253	0,0016	0,0001
…	…	…	…
i18	0,58749	0,0715	0,0420

Hasil perhitungan pusat *cluster* untuk semua variabel dapat dilihat pada tabel 9.

Tabel 9 Hasil Perhitungan Fungsi Objektif

Data Ke-	*Cluster* 1	*Cluster* 2	*Cluster* 3	*Cluster* 4	*Cluster* 5	P Total
1	0,0198	0,0071	0,0016	0,0373	0,0021	0,0679
2	0,0001	0,0090	0,0121	0,0196	0,0052	0,0461
…	…	…	…	…	…	…
18	0,0420	0,0176	0,0312	0,0317	0,0136	0,1361
			P Total			1,7490

6. Hitung perubahan matriks partisi uik mengukur perbedaan keanggotaan antar iterasi untuk mengevaluasi konvergensi algoritma, seperti yang ditunjukkan pada tabel 10.

Tabel 10 Perhitungan Matriks Perubahan

Data Ke-	Total $(i-Vkj)^2$					$\sum$ Total $(i-Vkj)^2$
	Cluster 1	*Cluster* 2	*Cluster* 3	*Cluster* 4	*Cluster* 5	
1	0,1885	0,2291	0,2113	0,2328	0,2786	1,1403
2	0,0925	0,2124	0,1316	0,1978	0,1157	0,7500
...	...	...	...	...	...	...
18	0,5875	0,5758	0,4532	0,6035	0,6144	2,8344

Selanjutnya melakukan pembagian kolom $\sum$ Total $(i-Vkj)^2$ dengan kolom Total $(i-Vkj)^2$ pada tiap *cluster*, seperti yang ditampilkan pada perhitungan di tabel 11.

Tabel 11 Perhitungan Lanjutan Matriks Perubahan

Data Ke-	Total $(i-Vkj)^2$ *Cluster* 1	$\sum$ Total $(i-Vkj)^2$	Total $(i-Vkj)^2$ *Cluster* 1 / $\sum$ Total $(i-Vkj)^2$
1	0,1885	1,1403	0,1653
2	0,0925	0,7500	0,1234

…	…	…	…
18	0,5875	2,8344	0,2073

Hasil perhitungan matriks perubahan untuk tiap *cluster* dapat dilihat pada tabel 12.

Tabel 12 Uik Baru

Data	C1	C2	C3	C4	C5
1	0,1653	0,2009	0,1853	0,2042	0,2443
2	0,1234	0,2832	0,1754	0,2637	0,1543
…	…	…	…	…	…
18	0,2073	0,2032	0,1599	0,2129	0,2168

Nilai Uik baru inilah yang akan digunakan pada iterasi berikutnya menggantikan nilai Uik random. Ulangi langkah ke-4 hingga mencapai konvergensi. Catat nilai P Total tiap iterasi untuk mengetahui nilai *error* antar iterasi.

7. Iterasi dalam Fuzzy C-Means berhenti jika perbedaan pusat kluster antar iterasi kurang dari nilai *error* yang ditentukan, atau jika jumlah iterasi maksimum yang telah ditetapkan tercapai seperti yang ditunjukkan pada Tabel 13.

Tabel 13 Nilai Fungsi Objektif Tiap Iterasi

Iterasi Ke-	P Total	*Error*
1	1,7490	
2	1,3549	0,3941
3	1,3420	0,0128
4	1,3240	0,0180
5	1,3226	0,0015

Dari tabel tersebut, pada iterasi ke-5, FCM telah konvergen dengan nilai *error* 0,0015, yang lebih kecil dari batas toleransi 0,01, dan belum mencapai iterasi maksimum 100, menandakan bahwa konvergensi tercapai lebih awal dan pengelompokan data telah mendekati hasil optimal.

Hasil Pengelompokan

Berikut hasil pengelompokan berdasarkan derajat keanggotaan pada iterasi terakhir (iterasi ke-5), seperti yang ditunjukkan pada tabel 14.

Tabel 14 Hasil *Clustering*

Data	C1	C2	C3	C4	C5
1	0,1476	0,2634	0,1328	**0,2656**	0,1906
2	0,0725	**0,3492**	0,1069	0,3469	0,1245
3	**0,4140**	0,0576	0,3338	0,0517	0,1428
4	0,0526	0,3566	0,0740	**0,3579**	0,1589
5	0,2308	0,1951	0,1337	0,2027	**0,2377**
6	**0,2515**	0,1612	0,1730	0,1672	0,2470
7	**0,2994**	0,1082	0,2373	0,1113	0,2439
8	**0,2471**	0,1532	0,1993	0,1573	0,2431
9	0,0708	**0,3438**	0,1216	0,3405	0,1233
10	0,2130	0,2088	**0,2377**	0,2030	0,1374
11	0,0733	**0,3404**	0,1237	0,3371	0,1255
12	0,0235	**0,4027**	0,0509	0,4023	0,1207
13	**0,3469**	0,0821	0,2878	0,0808	0,2025
14	0,0685	0,3414	0,0825	**0,3428**	0,1648

Data	C1	C2	C3	C4	C5
15	0,0911	0,3199	0,0827	**0,3231**	0,1832
16	0,2224	0,1965	**0,2415**	0,1914	0,1482
17	**0,2826**	0,1337	0,2665	0,1309	0,1863
18	0,2306	0,1722	0,1871	0,1758	**0,2343**

Ket: Bilangan yang dicetak tebal menunjukkan nilai derajat keanggotaan tertinggi untuk setiap data terhadap cluster yang relevan.

Dari Tabel 15, kecocokan hasil FCM dengan referensi tercatat sebesar 72%, yang berarti terdapat 5 data yang tidak sesuai antara hasil *clustering* dan referensi. Data yang tidak sesuai ini menunjukkan perbedaan dalam pengelompokan antara hasil *clustering* dan pengelompokan referensi.

Tabel 15 Kecocokan Hasil

Data	Sistem	Referensi
1	C4	C4
2	**C2**	**C4**
3	C1	C1
4	**C4**	**C2**
5	C5	C5
6	**C1**	**C5**
7	**C1**	**C5**
8	**C1**	**C4**
9	C2	C2
10	C3	C3
11	C2	C2
12	C2	C2
13	C1	C1
14	C4	C4
15	C4	C4
16	C3	C3
17	C1	C1
18	C5	C5

Ket: Bilangan yang dicetak tebal pada kolom "Sistem" dan "Referensi" menunjukkan adanya perbedaan hasil clustering antara FCM dan referensi manual.

KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian dan analisis yang telah dilakukan, beberapa kesimpulan utama dapat diambil sebagai berikut:

1. Tingkat kecocokan antara hasil *clustering* dengan referensi adalah 72%, yang menunjukkan bahwa sistem FCM berhasil mengelompokkan sebagian besar data dengan benar.
2. Penelitian ini menunjukkan bahwa metode FCM efektif dalam mengelompokkan data berdasarkan karakteristik dan kemampuan, meskipun ada beberapa perbedaan dengan referensi. Hasil ini dapat digunakan sebagai acuan bagi sekolah dalam menentukan penempatan magang siswa.

DAFTAR PUSTAKA

[1] P. Menteri Pendidikan and D. Kebudayaan, “SALINAN MENTERI PENDIDIKAN DAN KEBUDAYAAN REPUBLIK INDONESIA,” 2020.

[2] U. Wachidatul Latifah and A. History, "K-means and fuzzy c-means algorithm comparison on regency/city grouping in Central Java Province ARTICLE INFO ABSTRACT," *Desimal: Jurnal Matematika*, vol. 5, no. 2, pp. 155–168, 2022, doi: 10.24042/djm.

[3] A. E. Pramitasari and Y. Nataliani, "Perbandingan Clustering Karyawan Berdasarkan Nilai Kinerja Dengan Algoritma K-Means Dan Fuzzy C-Means," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 8, no. 3, 2021, [Online]. Available: http://jurnal.mdp.ac.id

[4] W. Sanusi *et al.*, "Analisis Fuzzy C-Means dan Penerapannya Dalam Pengelompokan Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan Berdasarkan Faktor-faktor Penyebab Gizi Buruk," 2019. [Online]. Available: http://www.ojs.unm.ac.id/jmathcos

[5] J. Han, M. Kamber, and J. Pei, "Data Mining. Concepts and Techniques, 3rd Edition (The Morgan Kaufmann Series in Data Management Systems)," 2011.

[6] M. Abdy, "Pengklasteran dengan Algoritma Fuzzy C-Means," 2015.

[7] S. Kurniawan, A. M. Siregar, and H. Y. Novita, "Penerapan Algoritma K-Means dan Fuzzy C-Means Dalam Mengelompokan Prestasi Siswa Berdasarkan Nilai Akademik," vol. IV, no. 1, 2023.