

Penerapan Algoritma Fuzzy C-Means untuk Analisis Tingkat Pendidikan Sekolah Dasar di Karanganyar

Daffa Rizki Putra Noordi¹, Irfan Agus Prastowo², Nadia Amalia Putri³, Zariel Ardian Ekovich^{4*}, Dwi Hartanti⁵

^{1,2,3,4,5}Teknik Informatika

Universitas Duta Bangsa Surakarta

¹202030249@mhs.udb.ac.id,²202020176@mhs.udb.ac.id,

³202020423@mhs.udb.ac.id,^{4*}202030288@mhs.udb.ac.id,⁵dwhartanti@udb.ac.id

Abstrak— Penggunaan algoritma Fuzzy C-Means (FCM) menjadi topik yang menarik dalam analisis pendidikan sekolah dasar. Karanganyar merupakan daerah yang memiliki banyak sekolah dasar dan diperlukan suatu metode yang dapat mengklasifikasikan data dengan akurasi yang tinggi untuk memahami data sekolah dasar secara efektif. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma FCM dalam data mining untuk menganalisis sekolah dasar di Karanganyar. Penelitian diawali dengan mengumpulkan data sekolah dasar di Karanganyar yang meliputi atribut seperti jumlah rombongan belajar dan siswa. Metode FCM kemudian digunakan untuk mengolah data. Teknik pengelompokan data diaktifkan oleh algoritma ini. Temuan percobaan menunjukkan bahwa penerapan algoritma FCM dalam data mining untuk menganalisis sebuah sekolah dasar di Karanganyar menghasilkan pengelompokan informasi. Dalam perhitungan rapidminer diperoleh 6 cluster yaitu cluster 0 terdiri dari 45 sekolah dasar dengan kategori tingkat pendidikan terendah, cluster 1 terdiri dari 3 sekolah dasar dengan kategori tingkat pendidikan tertinggi, cluster 2 terdiri dari 73 sekolah dasar dengan tingkat pendidikan terendah kategori, klaster 3 terdiri dari 14 sekolah dasar dengan kategori jenjang pendidikan tinggi, klaster 4 terdiri dari 39 sekolah dasar dengan berbagai kategori jenjang pendidikan, klaster 5 terdiri dari 27 sekolah dasar dengan kategori jenjang pendidikan sedang. Nilai DBI yang diperoleh dengan metode FCM adalah -0,471, dan karena angka ini mendekati 0, dapat dikatakan bahwa cluster yang dihasilkan oleh algoritma tersebut sangat baik. Ini dapat membantu pemerintah dan sistem pendidikan. dalam merumuskan rencana dan kebijakan pembangunan yang masuk akal. sistem pendidikan Karanganyar.

Kata kunci— Clustering, Algoritma Fuzzy C-Means, Pendidikan Sekolah Dasar, Rapidminer.

Abstract— The use of the Fuzzy C-Means (FCM) algorithm is an interesting topic in the analysis of elementary school education. Karanganyar is an area that has many elementary schools and we need a method that can classify data with high accuracy to understand elementary school data effectively. Therefore, this study aims to apply the FCM algorithm in data mining to analyze elementary schools in Karanganyar. The research began by collecting data on elementary schools in Karanganyar which included attributes such as the number of study groups and students. The FCM method is then used to process the data. The data clustering technique is enabled by this algorithm. Experimental findings indicate that the application of FCM algorithm in data mining to analyze an elementary school in Karanganyar produces information grouping. In rapidminer's calculations, 6 clusters were obtained, namely cluster 0 consisting of 45 elementary schools with the lowest educational level category, cluster 1 consisting of 3 elementary schools with the highest educational level category, cluster 2 consisting of 73 elementary schools with the lowest educational level category, cluster 3 consisting of 14 elementary schools with the higher education level category, cluster 4 consisting of 39 elementary schools with various levels of education categories, cluster 5 consisting of 27 elementary schools with the medium education level category. The DBI value acquired by the FCM method is -0.471, and since this number is near to 0, it can be argued that the cluster that the algorithm generated is excellent. This can help the government and the educational system. in formulating sensible development plans and policies. Karanganyar's educational system.

Keywords— Clustering, Fuzzy C-Means Algorithm, Elementary School Education, Rapidminer.

I. PENDAHULUAN

Proses pembelajaran adalah interaksi antara seorang siswa dengan pengajarnya, atau antara seorang siswa dengan seluruh kelas, dengan tujuan membawa perubahan dalam pengetahuan, pemahaman, keterampilan, dan sikap siswa [1]. Menurut Referensi [2], setiap bangsa yang bertikai berhak mendapatkan pendidikan. Hal ini tertuang dalam UUD 1945, Pasal 31 Ayat (1), yang menyatakan bahwa “Setiap bangsa yang berperang berhak memperoleh pendidikan”. Tingkat pendidikan yang ditempuh oleh individu dan masyarakat umum memiliki pengaruh yang

signifikan terhadap perkembangan sosial, ekonomi, dan keagamaan. Pendidikan sering dikaitkan dengan proses pembelajaran. Pembelajaran itu sendiri merupakan proses interaksi antara siswa dengan pengajar serta bahan yang digunakan untuk belajar [3]. Aspek terpenting dari sistem pendidikan adalah tingkat sekolah, yang biasanya menekankan pada pendidikan dasar (SD), pendidikan menengah (SMP dan SMA), dan pendidikan tinggi (perguruan tinggi atau pendidikan menengah (SMP dan SMA), dan pendidikan tinggi (perguruan tinggi atau universitas). Pendidikan diharapkan mampu mengubah karakter bangsa ini dan menghasilkan peserta didik yang

memiliki keterampilan dan kemampuan untuk menjalani kehidupan yang lebih maju di masa depan [4].

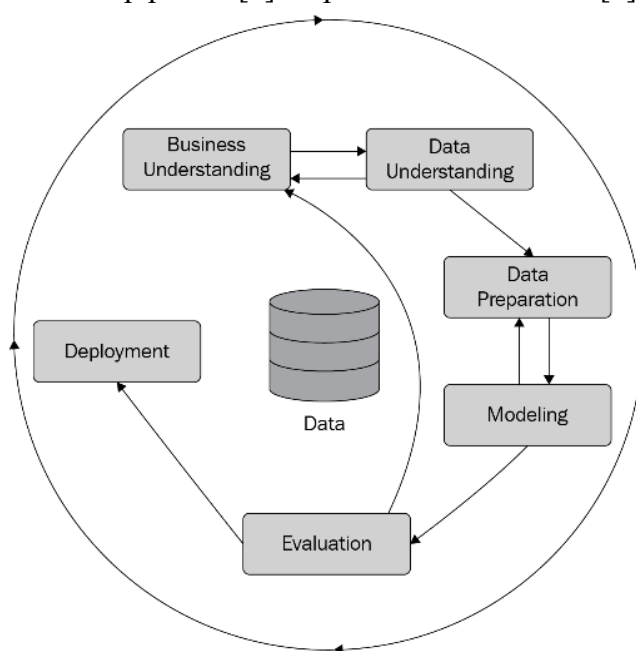
Karanganyar merupakan daerah yang memiliki banyak sekolah dasar. Saat ini di banyak lokasi sekolah di setiap wilayah Karanganyar terlihat adanya peningkatan jumlah siswa dan rombongan belajar di setiap sekolah. Analisis tingkat pendidikan dasar dapat memberikan informasi berharga untuk memahami tantangan dan perbaikan yang dapat dilakukan dalam sistem pendidikan. Hasil analisis dapat digunakan sebagai dasar perencanaan pendidikan di Karanganyar. Kota dan lembaga pendidikan dapat merencanakan pengembangan infrastruktur sekolah, alokasi sumber daya dan kebijakan terkait untuk meningkatkan mutu pendidikan, dengan mempertimbangkan jumlah siswa dan jumlah tim kerja siswa.

Di era digital saat ini, penambangan data dan *algoritme fuzzy c-means* adalah alat penting untuk menganalisis dan mengekstraksi informasi berharga dari data pelatihan. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan *algoritma fuzzy c-means* pada data mining untuk menganalisis tingkat pendidikan di sekolah dasar di Karanganyar. Data ini akan diolah dengan *algoritma fuzzy c-means* untuk mengklasifikasikan sekolah dasar berdasarkan tingkatan kelas. Karanganyar dipilih sebagai konteks penelitian karena memiliki banyak SD dengan karakteristik yang berbeda-beda. Dengan menggunakan *algoritma fuzzy c-means* pada data mining, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi untuk memahami jenjang pendidikan dasar di Karanganyar. Hasil penelitian ini juga dapat memberikan rekomendasi kebijakan pendidikan yang lebih tepat dan efektif dalam upaya peningkatan mutu pendidikan di sekolah dasar di wilayah Karanganyar.

II. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini adalah studi kasus yang dilakukan di sebuah kecamatan di Karanganyar. Metode yang digunakan dalam penelitian ini yaitu menggunakan metodologi pengembangan data mining dengan CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining) adalah suatu standar dalam penambangan data. CRISP-DM terdiri dari enam

tahap proses [5], seperti yang ditunjukkan dalam Gambar berikut ini [6]. CRISP-DM (Cross Standard Industries for Data Mining). CRISP-DM adalah penambangan data standar. CRISP-DM terdiri dari enam tahap proses [5]. Seperti Gambar berikut [6] :



Gambar 1. Model Crisp-DM

Berikut langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian dari tahapan CRISP-DM:

1. *Bussiness Understanding*

Pada tahap ini peneliti mencoba memahami tingkat pendidikan di sekolah dasar di Kabupaten Karanganyar. Untuk dapat menentukan tujuan dan model yang akan dicapai oleh data mining. Ketika jumlah kelas SD di Karanganyar dipertimbangkan dalam hal jumlah siswa dan rombongan belajar, maka analisis dapat dilakukan dengan menggunakan *algoritma fuzzy c-means*. Oleh karena itu, diharapkan dapat memberikan pemahaman yang lebih mendalam tentang pola-pola yang ada pada data pelatihan. Hasil analisis ini dapat digunakan untuk mengidentifikasi sekolah dasar dengan kualitas pendidikan yang baik dan mengidentifikasi strategi yang lebih efektif untuk meningkatkan kualitas pendidikan.

2. Data Understanding Phase (Fase Pemahaman Data)

Pada tahap ini peneliti menjaring data yang dibutuhkan kemudian mencari data yang relevan dan sesuai dengan tujuan penelitian. Data yang pakai adalah data sekunder berupa jumlah siswa dan rombongan belajar tiap SD di Karanganyar tahun 2018. Data Kecamatan Jumantono, Matesih, Tawangmangu, Tasikmadu, Kebakkramat, Colomadu dan Karangpandan. Data dari website Opendata Karanganyar. Dengan 201 aset data termasuk kota-kota di Karanganyar dan berbagai atribut seperti Nama Sekolah, NPSN, BP, Status, PD dan Rombel. Setelah mendapatkan pokok bahasan penelitian, penulis mengumpulkan data dengan mencari referensi yang relevan yang diperlukan untuk penelitian. Referensi ini bisa berupa artikel dari internet dengan topik penelitian atau bisa juga berupa jurnal. Tabel berikut menunjukkan beberapa isi kumpulan data:

Tabel 1. Dataset Sekolah Dasar di Karanganyar

No	Nama Sekolah	NPSN	BP	Status	PD	Rombel
1	SD N 01 BLOKONG	2031 2256	SD	Negeri	92	6
2	SD N 01 GEMANTAR	2031 2210	SD	Negeri	127	6
3	SD N 01 GENENGAN	2031 2291	SD	Negeri	134	6
4	SD N 01 KEBAK	2031 2600	SD	Negeri	155	6
5	SD N 01 NGUNUT	2031 2589	SD	Negeri	151	6
6	SD N 01 SAMBIREJO	2031 2644	SD	Negeri	177	7
7	SD N 01 SEDAYU	2031 2645	SD	Negeri	101	6
8	SD N 01 SRINGIN	2031 2648	SD	Negeri	140	6
9	SD N 01 SUKOSARI	2031 2646	SD	Negeri	125	6
10	SD N 01 TUGU	2031 2631	SD	Negeri	221	9
11	SD N 01 TUNGGULREJO	2031 2630	SD	Negeri	116	6
12	SD N 02 BLOKONG	2031 2511	SD	Negeri	110	6
13	SD N 02 GEMANTAR	2031 2497	SD	Negeri	86	6
14	SD N 02 GENENGAN	2031 2506	SD	Negeri	114	6
15	SD N 02 KEBAK	2031 2546	SD	Negeri	90	6
16	SD N 02 NGUNUT	2031 1976	SD	Negeri	61	6

17	SD N 02 SAMBIREJO	2031 1969	SD	Negeri	100	6
18	SD N 02 SEDAYU	2031 1968	SD	Negeri	60	6
19	SD N 02 SRINGIN	2031 2027	SD	Negeri	123	6
20	SD N 02 SUKOSARI	2031 2025	SD	Negeri	142	6
21	SD N 02 TUGU	2031 2033	SD	Negeri	132	6
22	SD N 02 TUNGGULREJO	2031 2022	SD	Negeri	153	6
23	SD N 03 BLOKONG	2031 2018	SD	Negeri	63	6
24	SD N 03 KEBAK	2031 1883	SD	Negeri	50	6
25	SD N 03 SRINGIN	2031 1918	SD	Negeri	124	6
26	SD N 03 TUGU	2031 1927	SD	Negeri	135	6
27	SD N 03 TUNGGULREJO	2031 1916	SD	Negeri	93	6
28	SD N 04 KEBAK	2031 2162	SD	Negeri	65	6
...
...
201	SDIT ALIHSAN	2031 2256	SD	Negeri	50	4

3. Data Preparation Phase (Fase Pengolahan Data)

Pada tahap ini peneliti mengolah data yang diperoleh dari tahapan KDD seperti data *cleaning*, data *integration*, data *selection* dan transform data. Pada tahap pengolahan data 201, data dari website Opendata Karanganyar akan diproses melalui beberapa proses, yaitu sebelum melalui tahap *clustering*:

- Langkah pertama adalah menentukan data yang akan diproses. Dari data yang diperoleh, tidak semua data akan diolah, karena penelitian yang dilakukan memiliki keterbatasan data yang digunakan. Tabel 2 di bawah ini merupakan tabel atribut dari data penelitian pada dataset yang digunakan:

Tabel 2. Atribut Dataset

No	Atribut	Type	Proses
1.	Nama Sekolah	Varchar	Tidak digunakan
2.	Nama Sekolah	Varchar	Tidak digunakan
3.	NPSN	Varchar	Tidak digunakan
4.	BP	Varchar	Tidak digunakan
5.	Status	Varchar	Tidak digunakan
6.	PD	Numeric	Digunakan
7.	Rombel	Numeric	Digunakan

- Tahap kedua adalah mengolah data *missing value*. Nilai yang hilang ditangani dengan menghapus catatan kosong.

c. Tahap ketiga menentukan kualifikasi yang akan digunakan dari tahap pertama. Dataset 7 fitur (Tabel 2) diproses dengan *preprocessing* data dengan langkah *reduction* untuk mengurangi atribut. Atribut yang digunakan untuk melakukan *clustering* adalah id dan atribut. Tabel 3 berikut merupakan tabel atribut yang digunakan dalam proses *clustering* dengan algoritma FCM:

Tabel 3. Atribut yang digunakan

No	Variabel	Atribut	Type
1.	id	Nama Sekolah	Varchar
2.	X ₁	PD	Numeric
3.	X ₂	Rombel	Numeric

d. Langkah keempat adalah melakukan *transformasi* data. *Transformasi* data dilakukan dengan membuat *id* baru dan mengubah posisi atribut *id* ke posisi semula. Hal ini dilakukan untuk mempermudah proses analisis. Hasilnya dapat ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Proses Transformasi

Nama Sekolah	PD	Rombel
SD N 01 BLORONG	92	6
SD N 01 GEMANTAR	127	6
SD N 01 GENENGAN	134	6
SD N 01 KEBAK	155	6
SD N 01 NGUNUT	151	6
SD N 01 SAMBIREJO	177	7
SD N 01 SEDAYU	101	6
SD N 01 SRINGIN	140	6
SD N 01 SUKOSARI	125	6
SD N 01 TUGU	221	9
SD N 01 TUNGGULREJO	116	6
SD N 02 BLORONG	110	6
SD N 02 GEMANTAR	86	6
SD N 02 GENENGAN	114	6
SD N 02 KEBAK	90	6
SD N 02 NGUNUT	61	6
SD N 02 SAMBIREJO	100	6
SD N 02 SEDAYU	60	6
SD N 02 SRINGIN	123	6
SD N 02 SUKOSARI	142	6
SD N 02 TUGU	132	6
SD N 02 TUNGGULREJO	153	6
SD N 03 BLORONG	63	6
SD N 03 KEBAK	50	6
SD N 03 SRINGIN	124	6
SD N 03 TUGU	135	6
SD N 03 TUNGGULREJO	93	6
SD N 04 KEBAK	65	6
...
...
SDIT AL IHSAN	50	4

4. Modeling Phase (Fase Pemodelan)

Fase Modeling merupakan proses penentuan metode datamining [5]. Pada tahap ini, peneliti mengidentifikasi teknik data mining yang digunakan untuk mengolah data yang telah disiapkan

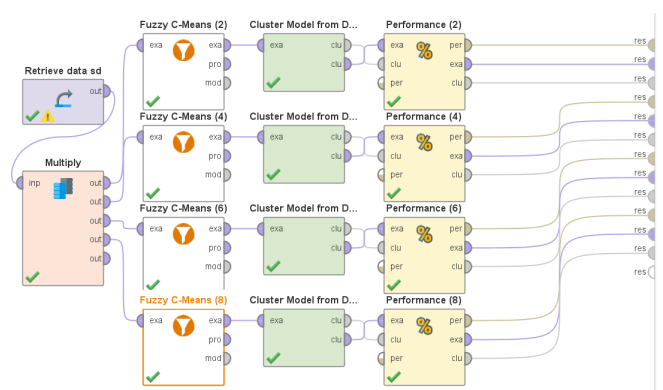
sebelumnya. Data yang mengalami pemrosesan kemudian dihitung menggunakan alat *rapidminer*.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian didapatkan model data mining memakai algoritma *fuzzy c-means* menggunakan tools *rapidminer* versi 10.1.2 (Gambar 2). Berdasarkan pengujian dari *cluster* 2, 4, 6, dan 8 rekapitulasi didapat kelompok terbaik dari percobaan *cluster* k = 6 berdasarkan nilai DBI terkecil atau mendekati 0.

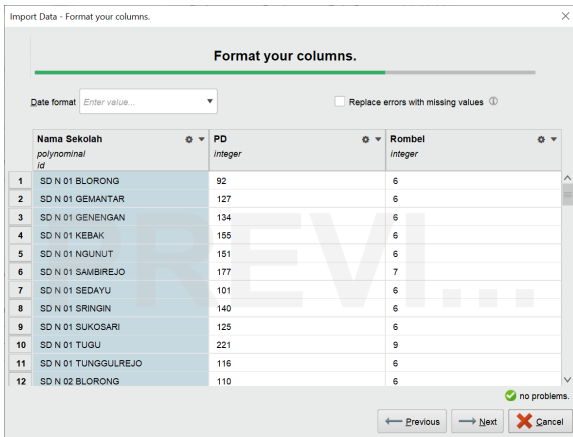
A. Pengujian Model dengan CDP

Teknik data mining yang digunakan penelitian ini adalah teknik clustering dengan menerapkan algoritma fuzzy c-means. Clustering merupakan suatu proses untuk mengelompokkan data multivariat menjadi kelompok atau cluster berdasarkan tingkat kesamaan antara data-data tersebut [7]. Metode fuzzy c-means dipilih karena memiliki kemudahan pemahaman serta mampu menghasilkan hasil clustering yang optimal. Selain itu, metode ini memiliki tingkat akurasi yang tinggi dan waktu komputasi yang efisien [5].



Gambar 2. Rancangan Model pengujian FCM

Gambar 2 menunjukkan desain model pengujian FCM secara umum mulai dari dataset pada *Retrieval* dengan fitur-fitur terpilih yang digunakan dalam algoritma FCM dan bagaimana kinerja akan diukur dengan *indeks validitas* analisis klaster yaitu *Indeks Davies-Bouldin*. Saat mengimpor dataset, dengan asumsi atribut ini berbeda, pilih salah satu atribut untuk digunakan sebagai id untuk memfasilitasi pengujian model. Dalam dataset penelitian ini diambil atribut dari nomor yang berbeda satu sama lain.



Gambar 3. Pemilihan Atribut

Setelah melakukan pemilihan atribut dataset, langkah berikutnya adalah menerapkan metode clustering dengan menggunakan algoritma Fuzzy C-Means yang telah dioptimalkan melalui pendekatan Cluster Distance Performance..

B. Evaluasi Hasil

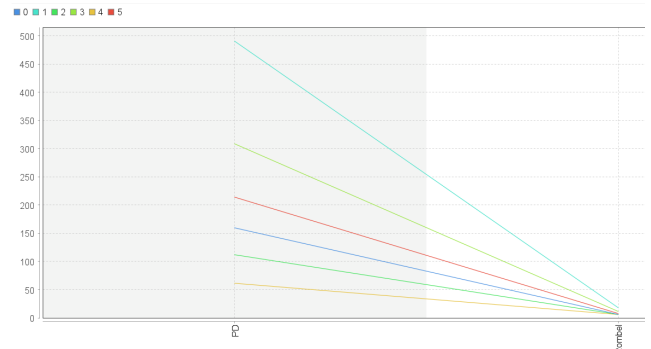
Evaluasi pengelompokan dalam algoritma FCM dengan indeks kinerja *Davies-Bouldin* menggunakan operator *Operator Cluster Distance Performance*. Operator ini digunakan untuk mendapatkan nilai performansi dari parameter yang digunakan pada operator *fuzzy C-Means* dan model yang dihasilkan. [9]. Untuk mendapatkan pola pengetahuan menggunakan *Operator Cluster Distance Performance* digunakan untuk menghasilkan model *cluster centroid* [8]. Hasil percobaan parameter dengan pengujian dari cluster 2, 4, 6 dan 8 memiliki nilai terbaik mendekati 0 pada cluster 6, sehingga *indeks Davies Bouldin* dengan pengujian dari cluster 6 adalah -0,471. , hasilnya dapat dilihat pada Gambar 4.

PerformanceVector

```
PerformanceVector:
Avg. within centroid distance: -297.766
Avg. within centroid distance_cluster_0: -203.913
Avg. within centroid distance_cluster_1: -764.222
Avg. within centroid distance_cluster_2: -168.335
Avg. within centroid distance_cluster_3: -1066.617
Avg. within centroid distance_cluster_4: -244.917
Avg. within centroid distance_cluster_5: -437.302
Davies Bouldin: -0.471
```

Gambar 4. Nilai DBI FCM Cluster 6

Distribusi setiap anggota cluster pada iterasi terakhir dapat dilihat pada interface cluster menggunakan tools rapidminer.



Gambar 5. Plot Cluster FCM

Setelah percobaan dimulai, dilakukanlah rangkuman dari cluster 2, 4, 6, dan 8. Hasil rangkuman tersebut dapat ditemukan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Percobaan Iterasi

K	Clusteryang dihasilkan	Nilai Davis Bouldin Index	Jumlah anggota Cluster
2	2	-0.609	Cluster 0 : 44 items
			Cluster 1 : 157 items
			Cluster 0 : 14 items
4	4	-0.553	Cluster 1 : 54 items
			Cluster 2 : 49 items
			Cluster 3 : 84 items
6	6	-0.471	Cluster 0 : 45 items
			Cluster 1 : 4 items
			Cluster 2 : 73 items
			Cluster 3 : 14 items
			Cluster 4 : 39 items
8	8	-0.485	Cluster 5 : 27 items
			Cluster 0 : 3 items
			Cluster 1 : 25 items
			Cluster 2 : 14 items
			Cluster 3 : 8 items
			Cluster 4 : 51 items
			Cluster 5 : 31 items
Cluster 6 : 34 items			
Cluster 7 : 35 items			

Dari Tabel 5 dapat disimpulkan bahwa nilai optimal mendekati 0 adalah K = 6 dengan DBI = -0,471. Anda dapat melihat pada Tabel 6 untuk menemukan *cluster* dengan anggota *cluster* di K = 6.

Tabel 6. Kelompok Cluster Derajat Keanggotaan

No	Nama Sekolah	Cluster	PD	Rombel
1.	SD N 01 BLORONG	cluster_2	92	6
2.	SD N 01 GEMANTAR	cluster_2	127	6
3.	SD N 01 GENENGAN	cluster_2	134	6
4.	SD N 01 KEBAK	cluster_0	155	6
5.	SD N 01 NGUNUT	cluster_0	151	6

6.	SD N 01 SAMBIREJO	cluster_0	177	7
7.	SD N 01 SEDAYU	cluster_2	101	6
8.	SD N 01 SRINGIN	cluster_0	140	6
9.	SD N 01 SUKOSARI	cluster_2	125	6
10.	SD N 01 TUGU	cluster_5	221	9
11.	SD N 01 TUNGGULREJO	cluster_2	116	6
12.	SD N 02 BLOKONG	cluster_2	110	6
13.	SD N 02 GEMANTAR	cluster_4	86	6
14.	SD N 02 GENENGAN	cluster_2	114	6
15.	SD N 02 KEBAK	cluster_2	90	6
16.	SD N 02 NGUNUT	cluster_4	61	6
17.	SD N 02 SAMBIREJO	cluster_2	100	6
18.	SD N 02 SEDAYU	cluster_4	60	6
19.	SD N 02 SRINGIN	cluster_2	123	6
20.	SD N 02 SUKOSARI	cluster_0	142	6
21.	SD N 02 TUGU	cluster_2	132	6
22.	SD N 02 TUNGGULREJO	cluster_0	153	6
23.	SD N 03 BLOKONG	cluster_4	63	6
24.	SD N 03 KEBAK	cluster_4	50	6
25.	SD N 03 SRINGIN	cluster_2	124	6
26.	SD N 03 TUGU	cluster_2	135	6
27.	SD N 03 TUNGGULREJO	cluster_2	93	6
28.	SD N 04 KEBAK	cluster_4	65	6
...
...
201.	SDIT AL IHSAN	cluster_5	50	4

C. Pembahasan

Pada penelitian tersebut, data jumlah siswa dan jumlah rombongan belajar pada setiap sekolah di Karanganyar terlebih dahulu dikluster menggunakan algoritma FCM, kemudian dianalisis hasil clustering tersebut.

Berdasarkan pusat kluster iterasi terakhir penelitian ini, data jumlah siswa dan rombongan belajar per sekolah di Karanganyar dapat dikelompokkan menjadi 6 kluster:

Tabel 7. Kategori cluster dari pusat cluster terakhir

No	Cluster	PD	Rombel	Keterangan
1.	Cluster 0	159.644	6.044	tingkat pendidikan rendah
2.	Cluster 1	490.667	18.0	tingkat pendidikan tertinggi
3.	Cluster 2	111.945	6.014	tingkat pendidikan terendah
4.	Cluster 3	308.643	11.429	tingkat pendidikan tinggi
5.	Cluster 4	61.359	5.923	tingkat pendidikan variasi
6.	Cluster 5	214.074	7.741	tingkat pendidikan sedang

- Cluster 0 meliputi rata-rata jumlah siswa kelompok belajar sebesar 82.844, rata-rata sebaran PD adalah 159.644; Rombel 6.044 menerima kategori "tingkat pendidikan rendah". Dengan range:
 - PD : 137 sampai 184
 - Rombel : 6 sampai 7
- Cluster 1 terdiri dari jumlah rata-rata peserta didik dengan rombongan belajar sebesar 245.334, distribusi rata-rata PD: 490.667; Rombel: 18.0 mendapat kategori "tingkat pendidikan tertinggi". Dengan range:
 - PD : 462 sampai 528
 - Rombel : 17 sampai 19
- Cluster 2 terdiri dari rata-rata rombongan belajar dan jumlah siswa: 58.980, dengan PD rata-rata 111.945; Rombel: 6.014 menerima kategori "tingkat pendidikan terendah". Dengan range:
 - PD : 88 sampai 136
 - Rombel : 6 sampai 7
- Cluster 3 terdiri dari jumlah rata-rata peserta didik dengan rombongan belajar sebesar 160.036. rerata analisis PD 308.643; Rombel: 11.429 menerima kategori "pencapaian pendidikan tinggi". Dengan range:
 - PD : 269 sampai 369
 - Rombel : 8 sampai 13
- Cluster 4 terdiri dari jumlah rata-rata peserta didik dengan rombongan belajar sebesar 33.641 rombongan belajar, rerata analisis PD 61.359; Rombel: 5.923 menerima kategori "tingkat pendidikan varian". Dengan range:
 - PD : 23 sampai 86
 - Rombel : 5 sampai 6
- Cluster 5 terdiri dari jumlah rata-rata peserta didik dengan rombongan belajar sebesar 110.908. Dengan perincian rata-rata PD sebesar 214.074; Rombel sebesar 7.741 mendapat kategori "tingkat pendidikan sedang". Dengan range:
 - PD : 186 sampai 255
 - Rombel : 6 sampai 13

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, objek penelitian telah diklasifikasikan ke dalam enam kelompok dengan hasil sebagai berikut: kluster 0 terdiri dari 45 Sekolah Dasar. kluster 1 terdiri dari 3 Sekolah Dasar.

klaster 2 terdiri dari 73 Sekolah Dasar.
klaster 3 terdiri dari 14 Sekolah Dasar.
klaster 4 terdiri dari 39 Sekolah Dasar.
klaster 5 terdiri dari 27 Sekolah Dasar.

Penggunaan teknik clustering dengan algoritma FCM dalam mengelompokkan jumlah penduduk miskin telah menghasilkan indeks kategori 6 sebagai berikut: kategori tingkat pendidikan rendah terdapat pada cluster 0, kategori tingkat pendidikan tertinggi terdapat pada cluster 1, kategori tingkat pendidikan terendah terdapat pada cluster 2, kategori tingkat pendidikan tinggi terdapat pada cluster 3, kategori tingkat pendidikan variasi terdapat pada cluster 4, dan kategori tingkat pendidikan sedang terdapat pada cluster 5. Selain itu, nilai DBI yang diperoleh dari algoritma FCM adalah -0.471, yang menunjukkan bahwa cluster yang terbentuk dapat dianggap baik karena nilai DBI mendekati 0. Metode ini dapat memberikan wawasan yang berharga bagi pemerintah dan lembaga pendidikan dalam merencanakan strategi dan kebijakan yang tepat untuk pengembangan pendidikan di Karanganyar.

- [10] Arifien, F. (2020). PENGGUNAAN MODEL KLUSTERISASI DENGAN METODE K-MEANS UNTUK MENDETEKSI AKTIVITAS PENGGUNA WEB MENGGUNAKAN RAPIDMINER BERDASARKAN USER-AGENT-BASED STUDI KASUS PADA APLIKASI-APLIKASI PADA STMIK JAKARTA STI&K. *Seminar Nasional Teknologi Informasi Dan Komunikasi STI&K (SeNTIK)*, 4(1).

REFERENSI

- [1] Kurniawan, S., Siregar, A. M., & Novita, H. Y. (2023). *Penerapan Algoritma K-Means dan Fuzzy C-Means Dalam Mengelompokkan Prestasi Siswa Berdasarkan Nilai Akademik. IV*(1).
- [2] Wuni, S., Mutoi Siregar Universitas Buana Perjuangan Karawang Karawang, A., & Sulisty Kusumaningrum Universitas Buana Perjuangan Karawang Karawang, D. (2020). *K-Means Clustering untuk Mengelompokkan Tingkat Putus Sekolah Jenjang SMP di Indonesia. I*(1).
- [3] Primasari, I. F. N. D., Marini, A., & Sumantri, M. S. (2021). Analisis Kebijakan Dan Pengelolaan Pendidikan Terkait Standar Penilaian Di Sekolah Dasar. *Jurnal Basicedu*, 5(3), 1479–1491. <https://doi.org/10.31004/basicedu.v5i3.956>
- [4] Dewi, M. P., Marsyidin, S., & Sabandi, A. (2020). Analisis Kebijakan dan Pengelolaan Pendidikan Dasar terkait Standar Kompetensi Lulusan di Sekolah Dasar. *EDUKATIF: JURNAL ILMU PENDIDIKAN*, 2(2), 144–152. <https://doi.org/10.31004/edukatif.v2i2.117>
- [5] Dasriani, N. G. A., Mayadi, M., & Anggrawan, A. (2022). Klasterisasi Lokasi Promosi PMB Dengan Fuzzy C-means Masa Pandemi Covid 19. *MATRIK: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika Dan Rekayasa Komputer*, 21(2), 327–336. <https://doi.org/10.30812/matrik.v21i2.1832>
- [6] *Hands-on data science with SQL server 2017*. (n.d.). Packt. <https://www.packtpub.com/product/hands-on-data-science-with-sql-server-2017/9781788996341>
- [7] Zaidah, A. R., Septiarani, C. I., Nisa, S., Yusuf, A., & Wahyudi, N. (2021). *KOMPARASI ALGORITMA K-MEANS, K-MEDOID, AGGLOMERATIVE CLUSTERING TERHADAP GENRE SPOTIFY. 7*(1). <https://ejournal.fikom-unasman.ac.id>
- [8] Rini Astuti, Achmad Nugroho, Yudhistira Arie Wijaya, & Santi Purwanti. (2022). ANALISIS DATA MINING MENGGUNAKAN ALGORITMA FUZZY C-MEANS PADA DATA TRANSAKSI PENGGUNAAN ARMADA DI PERUSAHAAN TRAVEL. *Media Informatika, Vol.21*.
- [9] Astuti, R., Rahaningsih, N., Hayati, U., Rohmat, C. L., & Suarna, N. (2023). Implementation of Fuzzy C-Means Algorithm with Optimized Parameter Grid for Clustering Electronic Product Sales. *East Asian Journal of Multidisciplinary Research*, 2(4), 1647–1660. <https://doi.org/10.55927/eajmr.v2i4.3929>