

Article history

Received February 16, 2021

Accepted December 29, 2021

**PENERAPAN METODE KLUSTERING FUZZY C-MEANS
UNTUK PENENTUAN PEMINATAN PEMILIHAN JURUSAN
PADA SEKOLAH MENENGAH TINGKAT ATAS****Heru Kartika Candra, Muhammad Bahit, Billy Sabella**

Komputerisasi Akuntansi, Politeknik Negeri Banjarmasin, Indonesia

Email: heru_kcandra@poliban.ac.id; bahit@poliban.ac.id; billy.sabella@akuntansipoliban.ac.id

Abstract

Determination of majors for students in accordance with the weight of knowledge conditions or commonly referred to as determining student majors in the high school environment is determined by the understanding of learning in understanding knowledge which is supported by elements of specialization, because the scientific character is proportional to the same properties of the object pursuing the science. With this assumption, someone who studies a science will be able to deepen it if he has pleasure in what he is studying. Pleasure with something being learned can affect the quality of student learning outcomes in certain scientific fields of study. It can be said that the focus on a material being studied, students will learn more comfortably and achieve a better understanding so that the weight of the knowledge learned will be achieved [1]. The process of determining the majors is held to select and classify the same students' abilities in one education department according to the field taken. This is done so that there is an adjustment to the students' interests and abilities in the desired field of majors, so that it is expected to provide comfort in learning and affect the achievement of understanding and student learning achievement. The formation of data grouping is one of the methods or methods used in parsing uniform patterns in data. Grouping analysis is the process of sorting data in a group into several groups whose data similarity in one group is greater than the similarity of the data to data in other groups [4]. A method that is often used in data set grouping is the use of the clustering algorithm [5]. There are many data clustering algorithms, one of which is frequently used, namely Fuzzy C-Means. The K-Means clustering method is not appropriate to use to classify students based on the similarity of academic abilities in the process of determining majors according to the provisions of the Ministry of National Education. Of the 42 examples, some of the data are 10 Banjarmasin Public Senior High Schools 13 which will be grouped into 3 groups based on the similarity in the value of 10 core majors. The difference between the results of clustering student data manually (based on the provisions used in SMA 13 Banjarmasin) with the results of the K-Means algorithm clustering is due to (a) the K-Means algorithm performs student data clustering based on similar data patterns (scores) in groups that are which has been set, and is not tied to a certain rule or variable values. (b) The student clustering method used in SMA 13 Banjarmasin in determining majors is grouping students based on the similarity of values in predetermined groups, but tied to a certain rule or variable value, namely the minimum standard value (minimum completeness criteria value / KKM).) to belong to a certain group.

Keywords: Senior High School Passing; Fuzzy K-Means; KKM

Abstrak

Penentuan jurusan untuk siswa sesuai dengan kondisi bobot pengetahuan atau biasa disebut dengan penentuan jurusan siswa di lingkungan SMA ditentukan oleh pemahaman pembelajaran dalam memahami pengetahuan yang didukung oleh unsur-unsur peminatan, karena karakter keilmuan sebanding dengan sifat yang sama dari obyek yang menekuni keilmuan tersebut. Dengan asumsi tersebut seseorang yang mendalami suatu keilmuan akan dapat mendalaminya apabila mempunyai kesenangan terhadap apa yang sedang dipelajarinya. Rasa senang akan sesuatu yang dipelajari dapat mempengaruhi mutu capaian hasil belajar siswa dalam keilmuan bidang studi tertentu. Hal ini dapat dikatakan bahwa fokus terhadap suatu materi yang dipelajari, siswa akan belajar lebih nyaman dan mencapai pemahaman yang lebih baik sehingga akan tercapai bobot keilmuan yang dipelajari [1]. Proses penentuan jurusan diadakan untuk memilih dan mengklasifikasikan kemampuan siswa yang sama dalam satu jurusan Pendidikan sesuai bidang yang ditempuh. Hal ini dilakukan agar adanya penyesuaian terhadap peminatan dan kemampuan siswa dalam bidang jurusan yang diinginkan, sehingga diharapkan dapat memberikan kenyamanan dalam belajar dan berpengaruh dalam pencapaian pemahaman dan prestasi siswa belajar. Pembentukan pengelompokan data merupakan salah satu metode atau cara yang dipakai dalam mengurai pola yang seragam dalam suatu data. Analisa pengelompokan merupakan proses memilah-milah data dalam suatu kelompok ke dalam beberapa kelompok yang kemiripan datanya dalam suatu kelompok lebih besar daripada kemiripan data tersebut dengan data dalam kelompok lain[4]. Suatu cara yang sering dipakai dalam pengelompokan data set yaitu dengan pemakaian algoritma *Clustering* [5]. Terdapat banyak algoritma klastering data, salah satu yang sering dipakai yaitu *Fuzzy C-Means*. Metode klastering *K-Means* kurang tepat digunakan untuk mengelompokkan siswa berdasarkan kesamaan kemampuan akademisi dalam proses penentuan jurusan menurut ketentuan Departemen Pendidikan Nasional. Dari 42 contoh sebagian data 10 Sekolah Menengah Atas Negeri 13 Banjarmasin yang akan dikelompokkan dalam 3 kelompok berdasarkan kesamaan nilai 10 mata pelajaran inti penjurusan. Perbedaan hasil pengklasteran data siswa secara manual (berdasarkan ketentuan yang di gunakan di SMA 13 Banjarmasin) dengan hasil pengklasteran algoritma K-Means disebabkan karena (a) Algoritma *K-Means* melakukan pengklasteran data siswa berdasarkan kemiripan pola data (nilai) dalam kelompok-kelompok yang telah ditetapkan, dan tidak terikat pada suatu aturan atau nilai-nilai variabel tertentu. (b) Metode pengklasteran siswa yang digunakan di SMA 13 Banjarmasin dalam penentuan jurusan yaitu mengelompokkan siswa berdasarkan kesamaan nilai dalam kelompok-kelompok yang telah ditetapkan, tetapi terikat pada suatu aturan atau nilai variabel tertentu, yaitu nilai standar minimum (nilai Kriteria Ketuntasan Minimum / KKM) untuk masuk pada kelompok tertentu.

Kata Kunci : *Penjurusan SMA; Fuzzy K-Means; KKM*

1. PENDAHULUAN

Dalam proses belajar di SMA, selain proses pembelajaran materi pengetahuan perlu juga adanya perhatian terhadap siswa-siswa berkaitan dengan kemampuan dan peminatan bidang yang ditunjukkan oleh masing-masing siswa. Setiap siswa mempunyai kemampuan masing-masing baik itu perbedaan dalam hal kemampuan kognitif atau motivasi dalam hal prestasi, peminatan dan kreativitas. Melihat perbedaan kemampuan yang dimiliki siswa, maka tujuan belajar di sekolah tidak hanya dalam proses pendidikan, akan tetapi meliputi pembimbingan, pengarahan serta penempatan siswa sesuai dengan peminatan dan kemampuan yang dimiliki, sistem pembelajaran yang sesuai dan strategi mengajar yang disesuaikan dengan peminatan individu siswa. Kemungkinan dampak yang ditimbulkan apabila terjadinya kesalahan dalam penempatan yang tidak sesuai dengan peminatan yang dimiliki siswa adalah rendahnya prestasi belajar siswa [1]. Berdasarkan hal tersebut sudah seharusnya manajemen pemangku pendidikan di SMA harus lebih fokus terhadap kondisi siswa dalam mengembangkan potensi diri siswa.

Penentuan jurusan untuk siswa disesuaikan dengan kondisi bobot pengetahuan atau biasa disebut dengan pemahaman pembelajaran dalam memahami pengetahuan yang didukung oleh unsur-unsur peminatan, karena karakter keilmuan sebanding dengan sifat yang sama dari obyek yang menekuni ilmu tersebut. Rasa senang akan sesuatu yang dipelajari dapat mempengaruhi mutu capaian hasil belajar siswa dalam keilmuan bidang studi tertentu. Hal ini dapat dikatakan bahwa fokus terhadap suatu materi yang dipelajari, siswa akan belajar lebih nyaman dan mencapai pemahaman yang lebih baik sehingga akan tercapai bobot keilmuan yang dipelajari [1].

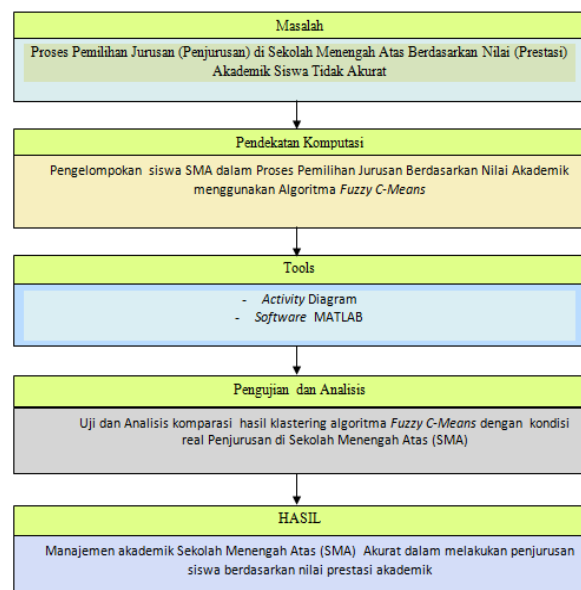
Peraturan yang berlaku pada Sekolah SMA khususnya pada siswa kelas X apabila naik ke kelas XI, maka adanya proses pengelompokan peminat ditandai dengan pemilihan jurusan bidang yang diminati dan wadah pengembangan karakter individu siswa. Jurusan di SMA terdiri dari IPA, IPS, dan Bahasa. Salah satu pertimbangan untuk menyeleksi siswa dalam menentukan jurusan adalah prestasi siswa pada

semester satu dan dua (kelas X) dalam bentuk nilai mata pelajaran [1].

Proses penentuan jurusan diadakan untuk memilih dan mengklasifikasikan kemampuan siswa yang sama dalam satu jurusan Pendidikan sesuai bidang yang ditempuh. Hal ini dilakukan agar adanya penyesuaian terhadap peminatan dan kemampuan siswa dalam bidang jurusan yang diinginkan, sehingga diharapkan dapat memberikan kenyamanan dalam belajar dan berpengaruh dalam pencapaian pemahaman dan prestasi siswa belajar. Dengan dasar kemampuan siswa yang sama diharapkan dalam proses belajar dapat berjalan dengan lancar dan meningkatkan minat dan prestasi belajar. Pembentukan pengelompokan data merupakan salah satu metode atau cara yang dipakai dalam mengurai pola yang seragam dalam suatu data. Analisa pengelompokan merupakan proses memilah-milah data dalam suatu kelompok ke dalam beberapa kelompok yang kemiripan datanya dalam suatu kelompok lebih besar daripada kemiripan data tersebut dengan data dalam kelompok lain[4]. Suatu cara yang sering dipakai dalam pengelompokan data set yaitu dengan pemakaian algoritma *Clustering* [5].

2. METODE PENELITIAN

Secara umum metode penelitian mengacu pada kerangka pemikiran seperti pada gambar 1.



Gambar 1. Skema Kerangka Pemikiran

1. Inisiasasi Permasalahan
Merupakan kegiatan pertama yang dilakukan untuk analisa permasalahan dalam proses pengelompokan siswa SMA berdasarkan nilai prestasi akademik dalam proses pemilihan jurusan.
2. Perancangan dalam pembahasan Masalah
Merupakan tahapan dalam menentukan metode yang tepat dalam pembahasan masalah merunut dari kajian pustaka. Metode Algoritma Fuzzy C Means, yang sudah banyak digunakan dalam penelitian untuk kasus pengelompokan data, akan diterapkan dalam pengelompokan data nilai prestasi siswa untuk menentukan jurusan siswa yang sesuai.
3. Pembahasan dan pengujian serta analisis hasil
Merupakan tahap proses pengujian hasil kelompok metode Fuzzy C-Means yang diterapkan dalam mengelompokan data siswa SMA berdasarkan nilai prestasi akademik untuk proses penjurusan, dengan data training berupa data nilai prestasi akademik siswa kelas X. Hasil penerapan metode Fuzzy C-Means diuji dengan uji banding terhadap kondisi real hasil Penjurusan di SMA.
4. Kesimpulan hasil penelitian

Sampel data yang dipergunakan adalah data nilai sebelum dan setelah peminatan siswa di SMA Negeri 13 Banjarmasin angkatan tahun 2009 sebanyak 42 orang dari total 129 siswa. Jumlah sampel ini di dasarkan pada metode pengambilan sampel menggunakan Nomorgram *Harry King* untuk menentukan ukuran sampel dari populasi sampai 2.000 [13]. Tingkat kesalahan penetapan jumlah sampel dalam metode ini ini adalah sekitar 10%. Parameter data yang dipergunakan dalam eksperimen adalah rata-rata nilai mata pelajaran kelompok peminatan. Untuk jurusan IPA dipergunakan mata pelajaran Biologi, Matematika, Fisika dan Kimia. Untuk jurusan IPS dipergunakan mata pelajaran Sosiologi, Geografi, Sejarah dan Ekonomi. Sedangkan untuk jurusan Bahasa dipergunakan Bahasa Inggris dan Bahasa Indonesia. Sampel data selengkapnya dapat dilihat pada Gambar 2 dan Gambar 3.

Siswa	Mata Pelajaran dan Nilai									
	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10
1	75,0	77,2	69,6	67,3	75,3	68,9	85,0	70,3	75,2	77,9
2	80,1	70,0	69,2	80,3	77,5	70,8	80,5	77,2	65,8	68,8
3	70,5	92,0	77,5	70,0	66,9	75,0	72,5	68,1	69,3	80,0
4	68,5	66,2	62,5	75,0	77,5	80,3	75,0	75,5	80,5	75,0
5	78,5	85,0	70,3	72,5	69,0	65,8	85,0	65,3	75,3	77,0
6	75,0	70,5	82,0	85,3	72,5	85,5	75,0	72,5	60,0	69,2
7	67,0	69,2	75,0	70,5	67,9	85,0	70,3	75,0	75,5	70,3
8	85,0	70,3	75,5	70,5	75,0	75,8	82,5	67,5	69,3	68,2
9	70,5	80,3	72,5	85,0	75,0	66,9	67,5	85,3	92,5	68,5
10	90,3	65,9	60,5	69,3	75,0	85,3	75,0	75,0	85,5	70,0
11	70,0	80,5	70,5	75,0	80,0	69,3	62,5	67,5	85,5	75,0
12	75,0	70,5	70,3	75,5	82,5	75,0	85,8	70,5	70,8	68,8
13	68,5	75,8	70,5	80,0	69,5	80,3	75,5	70,5	67,3	75,5
14	80,3	66,5	75,0	70,5	80,5	69,5	75,3	70,5	75,5	69,6
15	75,0	70,0	67,3	75,5	75,0	70,5	69,2	78,3	67,8	82,0
16	75,0	75,0	80,5	66,9	75,0	70,0	80,5	67,3	75,0	65,5
17	75,3	77,5	85,0	75,5	82,5	75,5	78,6	80,3	75,5	82,5
18	82,5	68,2	70,5	65,9	82,5	70,5	69,2	75,0	80,5	75,3
19	69,5	75,0	85,0	66,9	75,0	68,5	85,0	72,5	85,0	75,5
20	75,5	70,5	80,3	72,5	69,0	65,3	75,0	80,5	75,8	68,5
21	75,5	75,0	70,5	75,0	75,0	75,8	69,0	65,3	68,8	75,0
22	69,0	80,5	67,3	65,5	75,5	80,5	72,8	85,0	80,8	72,5
23	70,8	82,3	75,5	78,5	79,5	85,3	77,5	72,3	76,5	70,5
24	75,3	70,5	80,3	75,3	69,0	82,9	67,3	65,5	80,3	75,0
25	80,2	68,5	75,2	80,5	72,9	70,9	65,5	80,3	67,5	77,3
26	75,0	75,2	72,5	60,0	75,5	80,5	90,3	69,5	72,8	65,3
27	72,0	82,5	87,2	92,0	81,3	77,2	70,5	75,5	77,3	80,3
28	60,0	82,5	75,0	65,5	70,5	77,9	82,2	75,8	75,5	82,5
29	90,2	70,5	75,2	77,5	62,5	85,5	78,5	75,5	90,3	70,2
30	77,9	70,9	75,5	82,5	75,0	77,9	77,3	75,5	62,5	85,0
31	62,5	75,5	72,2	87,5	81,5	77,9	75,3	82,7	87,6	84,5
32	79	82,5	87,5	72,5	72,5	75	88,6	70,5	72,5	85
33	60,5	72,5	62,5	70,5	82,5	67,5	71,5	62,5	70,5	72,2
34	77,8	60,1	65,6	73,4	77,8	70,5	79,5	77,6	75,2	62,8
35	85,2	77,9	85	82,5	89,5	94,5	80,7	79,5	77,8	82,1
36	69,5	78,6	77,5	75,5	70,5	77,5	65,4	80,6	70,5	72,5
37	91,4	81,6	77,6	79,4	75,6	88,7	80	72,8	67	74,5
38	65,5	69,7	71,5	70,5	65	72,5	77,2	68,5	72,5	75
39	75,5	72	75	87,5	75,5	82,5	85	79,5	75	80,7
40	65	70,2	64,5	70,5	74,5	79,5	72,5	75,5	70,9	75
41	90,2	75,8	80,1	75	75	78,2	80,1	69,4	70,6	78,9
42	74,5	72	69,7	65	75	70,9	78,5	72,5	65	72

Sumber: Database Akademik SMA Negeri 13 Banjarmasin, 2011.

Gambar 2. Sampel Data Nilai Siswa Angkatan 2008 SMA Negeri 13 Banjarmasin Tahun 2010 (Sebelum Peminatan).

Keterangan Mata Pelajaran:

- | | |
|---------------------|------------------------|
| P1 : Biologi | P6 : Geografi |
| P2 : Matematika IPA | P7 : Sejarah |
| P3 : Fisika | P8 : Ekonomi |
| P4 : Kimia | P9 : Bahasa Inggris |
| P5 : Sosiologi | P10 : Bahasa Indonesia |

Siswa	Peminatan	Nilai Rata-rata Peminatan	
		Kis XI	Kis XII
1	Bahasa	70,2	75,2
2	IPS	77,0	75,5
3	IPA	75,5	78,0
4	Bahasa	72,0	74,5
5	IPA	75,8	75,5
6	IPA	71,5	74,5
7	IPS	69,0	65,5
8	IPA	70,5	72,5
9	Bahasa	76,3	75,5
10	Bahasa	74,5	72,5
11	Bahasa	72,5	70,0
12	IPS	85,2	80,5
13	IPS	81,5	85,0
14	IPS	77,5	75,0
15	Bahasa	69,5	75,5
16	IPA	74,3	71,3
17	IPS	80,7	82,5
18	Bahasa	74,0	70,5
19	Bahasa	71,5	72,5
20	IPA	74,0	71,0
21	IPA	69,5	73,5
22	IPS	82,5	79,5
23	IPS	72,5	70,8
24	Bahasa	65,5	70,5
25	IPA	76,0	78,3
26	IPS	78,0	76,5
27	IPA	72,5	71,0
28	Bahasa	71,0	67,5
29	Bahasa	82,0	80,0
30	IPA	72,5	67,8
31	Bahasa	75,9	77,5
32	IPA	80,7	75,5
33	Bahasa	70,5	68,5
34	IPS	82,8	80,5
35	IPS	73,5	71,5
36	IPA	78,2	75,5
37	IPA	74,5	72,0
38	Bahasa	69,0	71,3
39	IPS	70,7	72,0
40	IPS	77,5	69,5
41	IPA	70,3	79,5
42	IPS	72,8	75,3

Sumber: Database Akademik SMAN 13 Banjarmasin, 2011.

Gambar 3. Sampel Data Nilai Rata-rata Bidang Peminatan Siswa Angkatan 2009 SMA Negeri 13 Banjarmasin Tahun 2010 (Setelah Peminatan)

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada tahap selanjutnya ditentukan nilai bidang minat tertentu yang diperoleh dari hasil perhitungan rata-rata mata pelajaran peminatan

yang berada dalam kelompok bidang minat tersebut sebelum dilakukan peminatan. Data ini dipergunakan sebagai data parameter ujicoba peminatan menggunakan FCM, seperti yang terlihat pada Gambar 4.

Siswa	Nilai Rata-rata Peminatan		
	IPA	IPS	Bahasa
1	72,2	74,8	76,5
2	74,9	76,5	67,3
3	77,5	70,6	74,6
4	68,1	77,1	77,8
5	76,6	71,3	76,1
6	78,2	76,4	64,6
7	70,4	74,5	72,9
8	75,3	75,2	68,7
9	77,1	73,7	80,5
10	71,5	77,6	77,8
11	74,0	69,8	80,3
12	72,8	78,4	69,8
13	73,7	73,9	71,4
14	73,1	73,9	72,5
15	71,9	73,2	74,9
16	74,3	73,2	70,3
17	78,3	79,2	79,0
18	71,8	74,3	77,9
19	74,1	75,3	80,3
20	74,7	72,4	72,1
21	74,0	71,3	71,9
22	70,6	78,5	76,6
23	76,8	78,6	73,5
24	75,3	71,2	77,6
25	76,1	72,4	72,4
26	70,7	78,9	69,0
27	83,4	76,1	78,8
28	70,8	76,6	79,0
29	78,3	75,5	80,2
30	76,7	76,4	73,8
31	74,4	79,4	86,1
32	80,4	76,7	78,8
33	66,5	71,0	71,4
34	69,2	76,4	69,0
35	82,7	86,1	80,0
36	75,3	73,5	71,5
37	82,5	79,3	70,8
38	69,3	70,8	73,8
39	77,5	80,6	77,9
40	67,6	75,5	73,0
41	80,3	75,7	74,8
42	70,3	74,2	68,5

Gambar 4. Data Mentah

Setelah variabel data sumber peminatan diketahui, selanjutnya dilakukan pemetaan data mengikuti algoritma FCM:

1. Menetapkan matriks partisi awal U berupa matriks berukuran n x m

n : jumlah sampel data, yaitu = 42

m : parameter/atribut setiap data, yaitu = 3

Xij = data sampel ke-i (i=1,2,...,n), atribut ke-j (j=1,2,...,m).

Data untuk matriks partisi awal yang digunakan adalah data pada tabel 3.

2. Menentukan Nilai Parameter Awal :

- Jumlah cluster (c) = 3
- Pangkat (w) = 2
- Maksimum iterasi (MaxIter) = 100
- Error terkecil yang diharapkan (ξ) = 10⁻⁵
- Fungsi objektif awal (P₀) = 0
- Iterasi awal (t) = 1

3. Membangkitkan bilangan random μ_{ik}, i=1,2,...,n; k=1,2,...,c; sebagai elemen-elemen matriks partisi awal U.

Matrik partisi awal (u_i) secara random yang terbentuk dengan menggunakan Matlab adalah:

U₁ =

0,4410	0,4903	0,0687
0,5558	0,3848	0,0594
0,1562	0,3067	0,5371
0,4610	0,0753	0,4637
0,4268	0,2164	0,3568
0,0959	0,2851	0,6190
0,3291	0,3986	0,2724
0,0196	0,4669	0,5135
0,3114	0,3476	0,3409
0,3218	0,5378	0,1404
0,6957	0,0314	0,2729
0,0478	0,1005	0,8518
0,3541	0,1616	0,4843
0,0403	0,5133	0,4464
0,4380	0,4550	0,1069
0,3097	0,2817	0,4086
0,4077	0,4337	0,1586
0,4539	0,4375	0,1086
0,0755	0,3160	0,6085
0,2961	0,5092	0,1947
0,4968	0,1687	0,3346
0,2742	0,3495	0,3763
0,6552	0,1660	0,1788
0,1904	0,6216	0,1880
0,4098	0,1226	0,4677
0,4388	0,2465	0,3148
0,4275	0,3284	0,2440
0,4226	0,2977	0,2796
0,4679	0,1458	0,3863
0,4428	0,2235	0,3336
0,1148	0,0817	0,8035
0,4228	0,5068	0,0705
0,5417	0,4470	0,0113
0,2606	0,1254	0,6140

Gambar 5. Matriks partisi awal

4. Menentukan Pusat Kluster V Pada iterasi pertama, dengan menggunakan persamaan 1:

$$V_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^{42} ((\mu_{ik})^2 * X_{ij})}{\sum_{i=1}^{42} (\mu_{ik})^2} \tag{1}$$

Siswa	Derajat Keanggotaan Pada Kluster ke-1 (μ _{i1})	Data yang dikluster			(μ _{i1}) ²	(μ _{i1}) ² × x ₁₁	(μ _{i1}) ² × x ₁₂	(μ _{i1}) ² × x ₁₃
		x ₁₁	x ₁₂	x ₁₃				
1	0,4410	72,2	74,8	76,5	0,1945	14,0	14,6	14,9
2	0,5558	74,9	76,5	67,3	0,3089	23,1	23,6	20,8
3	0,1562	77,5	70,6	74,6	0,0244	1,9	1,7	1,8
4	0,4610	68,1	77,1	77,8	0,2125	14,5	16,4	16,5
5	0,4268	76,6	71,3	76,1	0,1821	13,9	13,0	13,9
6	0,0959	78,2	76,4	64,6	0,0092	0,7	0,7	0,6
7	0,3291	70,4	74,5	72,9	0,1083	7,6	8,1	7,9
8	0,0196	75,3	75,2	68,7	0,0004	0,0	0,0	0,0
9	0,3114	77,1	73,7	80,5	0,0970	7,5	7,1	7,8
10	0,3218	71,5	77,6	77,8	0,1035	7,4	8,0	8,1
11	0,6957	74,0	69,8	80,3	0,4841	35,8	33,8	38,8
12	0,0478	72,8	78,4	69,8	0,0023	0,2	0,2	0,2
13	0,3541	73,7	73,9	71,4	0,1254	9,2	9,3	9,0
14	0,0403	73,1	73,9	72,5	0,0016	0,1	0,1	0,1
15	0,4380	71,9	73,2	74,9	0,1919	13,8	14,1	14,4
16	0,3097	74,3	73,2	70,3	0,0959	7,1	7,0	6,7
17	0,4077	78,3	79,2	79,0	0,1662	13,0	13,2	13,1
18	0,4539	71,8	74,3	77,9	0,2060	14,8	15,3	16,0
19	0,0755	74,1	75,3	80,3	0,0057	0,4	0,4	0,5
20	0,2961	74,7	72,4	72,1	0,0877	6,5	6,4	6,3
21	0,4968	74,0	71,3	71,9	0,2468	18,3	17,6	17,7
22	0,2742	70,6	78,5	76,6	0,0752	5,3	5,9	5,8
23	0,6552	76,8	78,6	73,5	0,4293	33,0	33,8	31,6
24	0,1904	75,3	71,2	77,6	0,0362	2,7	2,6	2,8
25	0,4098	76,1	72,4	72,4	0,1679	12,8	12,2	12,2
26	0,4388	70,7	78,9	69,0	0,1925	13,6	15,2	13,3
27	0,4275	83,4	76,1	78,8	0,1828	15,2	13,9	14,4
28	0,4226	70,8	76,6	79,0	0,1786	12,6	13,7	14,1
29	0,4679	78,3	75,5	80,2	0,2189	17,1	16,5	17,6
30	0,4428	76,7	76,4	73,8	0,1961	15,0	15,0	14,5
31	0,1148	74,4	79,4	86,1	0,0132	1,0	1,0	1,1
32	0,4228	80,4	76,7	78,8	0,1787	14,4	13,7	14,1
33	0,5417	66,5	71,0	71,4	0,2934	19,5	20,8	20,9
34	0,2606	69,2	76,4	69,0	0,0679	4,7	5,2	4,7
35	0,3095	82,7	86,1	80,0	0,0958	7,9	8,2	7,7
36	0,3963	75,3	73,5	71,5	0,1570	11,8	11,5	11,2
37	0,3651	82,5	79,3	70,8	0,1333	11,0	10,6	9,4
38	0,0684	69,3	70,8	73,8	0,0047	0,3	0,3	0,3
39	0,1005	77,5	80,6	77,9	0,0101	0,8	0,8	0,8
40	0,6567	67,6	75,5	73,0	0,4312	29,1	32,6	31,5
41	0,0994	80,3	75,7	74,8	0,0099	0,8	0,7	0,7
42	0,3149	70,3	74,2	68,5	0,0992	7,0	7,4	6,8
Σ					6,0264	445,8	452,1	450,5
$V_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^{42} ((\mu_{ik})^2 * X_{ij})}{\sum_{i=1}^{42} (\mu_{ik})^2}$					74,0	75,0	74,7	

Gambar 6. Hasil Perhitungan inti cluster pada Iterasi Pertama Kluster ke-1

Hasil perhitungan pusat Kluster pada iterasi pertama kluster ke-3 dapat dilihat pada Gambar 7.

Siswa	Derajat Keanggotaan Pada Kluster ke-3 (μ_3)	Data yang dikluster			$(\mu_3)^2$	$(\mu_3)^2 \times x_{i1}$	$(\mu_3)^2 \times x_{i2}$	$(\mu_3)^2 \times x_{i3}$
		x_{i1}	x_{i2}	x_{i3}				
1	0,0687	72,2	74,8	76,5	0,0047	0,3	0,4	0,4
2	0,0594	74,9	76,5	67,3	0,0035	0,3	0,3	0,2
3	0,5371	77,5	70,6	74,6	0,2884	22,4	20,4	21,5
4	0,4637	68,1	77,1	77,8	0,2150	14,6	16,6	16,7
5	0,3568	76,6	71,3	76,1	0,1273	9,7	9,1	9,7
6	0,6190	78,2	76,4	64,6	0,3832	30,0	29,3	24,7
7	0,2724	70,4	74,5	72,9	0,0742	5,2	5,5	5,4
8	0,5135	75,3	75,2	68,7	0,2637	19,9	19,8	18,1
9	0,3409	77,1	73,7	80,5	0,1162	9,0	8,6	9,4
10	0,1404	71,5	77,6	77,8	0,0197	1,4	1,5	1,5
11	0,2729	74,0	69,8	80,3	0,0745	5,5	5,2	6,0
12	0,8518	72,8	78,4	69,8	0,7255	52,8	56,9	50,6
13	0,4843	73,7	73,9	71,4	0,2345	17,3	17,3	16,7
14	0,4464	73,1	73,9	72,5	0,1993	14,6	14,7	14,5
15	0,1069	71,9	73,2	74,9	0,0114	0,8	0,8	0,9
16	0,4086	74,3	73,2	70,3	0,1670	12,4	12,2	11,7
17	0,1586	78,3	79,2	79,0	0,0252	2,0	2,0	2,0
18	0,1086	71,8	74,3	77,9	0,0118	0,8	0,9	0,9
19	0,6085	74,1	75,3	80,3	0,3703	27,4	27,9	29,7
20	0,1947	74,7	72,4	72,1	0,0379	2,8	2,7	2,7
21	0,3346	74,0	71,3	71,9	0,1119	8,3	8,0	8,0
22	0,3763	70,6	78,5	76,6	0,1416	10,0	11,1	10,9
23	0,1788	76,8	78,6	73,5	0,0320	2,5	2,5	2,3
24	0,1880	75,3	71,2	77,6	0,0353	2,7	2,5	2,7
25	0,4677	76,1	72,4	72,4	0,2187	16,6	15,8	15,8
26	0,3148	70,7	78,9	69,0	0,0991	7,0	7,8	6,8
27	0,2440	83,4	76,1	78,8	0,0596	5,0	4,5	4,7
28	0,2796	70,8	76,6	79,0	0,0782	5,5	6,0	6,2
29	0,3863	78,3	75,5	80,2	0,1492	11,7	11,3	12,0
30	0,3336	76,7	76,4	73,8	0,1113	8,5	8,5	8,2
31	0,8035	74,4	79,4	86,1	0,6456	48,1	51,2	55,6
32	0,0705	80,4	76,7	78,8	0,0050	0,4	0,4	0,4
33	0,0113	66,5	71,0	71,4	0,0001	0,0	0,0	0,0
34	0,6140	69,2	76,4	69,0	0,3770	26,1	28,8	26,0
35	0,1648	82,7	86,1	80,0	0,0271	2,2	2,3	2,2
36	0,4306	75,3	73,5	71,5	0,1854	14,0	13,6	13,3
37	0,2386	82,5	79,3	70,8	0,0570	4,7	4,5	4,0
38	0,7449	69,3	70,8	73,8	0,5549	38,5	39,3	40,9
39	0,3550	77,5	80,6	77,9	0,1260	9,8	10,2	9,8
40	0,2918	67,6	75,5	73,0	0,0852	5,8	6,4	6,2
41	0,0043	80,3	75,7	74,8	0,0000	0,0	0,0	0,0
42	0,3530	70,3	74,2	68,5	0,1246	8,8	9,2	8,5
				Σ	6,5782	485,2	496,1	488,0
				$V_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^{42} ((\mu_{ik})^2 \cdot X_{ij})}{\sum_{i=1}^{42} (\mu_{ik})^2}$	73,8	75,4	74,2	

Gambar 7. Hasil Perhitungan Pusat Kluster pada Iterasi Pertama Kluster ke-3

Pusat Kluster V yang terbentuk pada iterasi pertama:

$$V_1 = \begin{pmatrix} 4,0 & 75,0 & 74,7 \\ 75,7 & 75,7 & 75,0 \\ 73,8 & 75,4 & 74,2 \end{pmatrix}$$

5. Menghitung Fungsi Objektif P

Fungsi objektif pada iterasi pertama (p1) dihitung dengan menggunakan persamaan :

$$P_1 = \sum_{i=1}^{42} \sum_{k=1}^3 \left(\left[\sum_{j=1}^3 (X_{ij} - V_{kj})^2 \right] (\mu_{ik})^2 \right) = 863,8398$$

Hasil perhitungan secara rinci dapat dilihat pada Gambar 8.

Siswa	Kuadrat Derajat Keanggotaan Data ke i			L1	L2	L3	LT= L1+L2+L3
	μ_1^2	μ_2^2	μ_3^2				
1	0,1945	0,2404	0,0047	1,2681	3,6805	0,0386	4,9873
2	0,3089	0,1481	0,0035	17,8606	8,9704	0,1751	27,0061
3	0,0244	0,0941	0,2884	0,7715	2,7675	10,6391	14,1781
4	0,2125	0,0057	0,215	10,3764	0,3851	10,3931	21,1546
5	0,1821	0,0468	0,1273	4,0809	1,0006	3,5975	8,6789
6	0,0092	0,0813	0,3832	1,1188	9,3414	43,1177	53,5778
7	0,1083	0,1588	0,0742	1,7815	5,3897	1,0433	8,2145
8	0,0004	0,218	0,2637	0,0151	8,7418	8,5808	17,3377
9	0,097	0,1209	0,1162	4,3592	4,3778	6,2132	14,9502
10	0,1035	0,2892	0,0197	2,3412	8,4128	0,4549	11,2089
11	0,4841	0,001	0,0745	28,2714	0,0658	5,1114	33,4487
12	0,0023	0,0101	0,7255	0,0851	0,4317	21,3007	21,8175
13	0,1254	0,0261	0,2345	1,5286	0,5272	2,3685	4,4243
14	0,0016	0,2635	0,1993	0,0110	4,2819	1,1221	5,4149
15	0,1919	0,207	0,0114	1,4757	4,2849	0,1019	5,8625
16	0,0959	0,0794	0,167	2,1760	2,4058	3,3901	7,9719
17	0,1662	0,1881	0,0252	9,0778	6,5854	1,4548	17,1180
18	0,206	0,1914	0,0118	3,2074	4,8960	0,2230	8,3265
19	0,0057	0,0999	0,3703	0,1793	3,0779	13,8159	17,0731
20	0,0877	0,2592	0,0379	1,2287	5,2618	0,5389	7,0294
21	0,2468	0,0285	0,1119	5,3136	0,9080	2,4775	8,6991
22	0,0752	0,1221	0,1416	2,0620	4,4457	3,6264	10,1340
23	0,4293	0,0276	0,032	9,5476	0,3276	0,6314	10,5066
24	0,0362	0,3864	0,0353	0,8883	10,4985	1,1102	12,4970
25	0,1679	0,015	0,2187	2,7636	0,2671	3,8338	6,8646
26	0,1925	0,0607	0,0991	11,2786	4,5243	4,8460	20,4488
27	0,1828	0,1079	0,0596	19,4463	7,9727	6,7831	34,2021
28	0,1786	0,0886	0,0782	5,5884	3,6167	2,6181	11,8232
29	0,2189	0,0213	0,1492	10,7239	0,7208	8,3940	19,8387
30	0,1961	0,05	0,1113	1,9728	0,1465	1,0651	3,1844
31	0,0132	0,0067	0,6456	1,9731	0,9286	101,9854	104,8871
32	0,1787	0,2568	0,005	10,8399	9,6377	0,3321	20,8097
33	0,2934	0,1998	0,0001	24,3933	23,9141	0,0080	48,3154
34	0,0679	0,0157	0,377	3,9036	1,2362	18,5484	23,6882
35	0,0958	0,2764	0,0271	21,7456	50,3490	6,1609	78,2556
36	0,157	0,03	0,1854	2,2263	0,5175	2,4380	5,1818
37	0,1333	0,157	0,057	14,1231	12,0639	5,8402	32,0272
38	0,0047	0,0349	0,5549	0,1905	2,3177	23,0672	25,5754
39	0,0101	0,2965	0,126	0,5439	10,5732	6,8569	17,9740
40	0,4312	0,0027	0,0852	19,0159	0,1881	3,3986	22,6026
41	0,0099	0,8034	0,0001	0,3979	17,0321	0,0001	17,4300
42	0,0992	0,1103	0,1246	5,2348	8,1247	5,7540	19,1135
				Σ			863,8398

Gambar 8. Hasil Perhitungan Fungsi Objektif pada Iterasi Pertama

Perhitungan L1, L2 dan L3 adalah :

$$L1 = \left[\sum_{j=1}^3 (X_{ij} - V_{1j})^2 \right] (\mu_{i1})^2$$

$$L2 = \left[\sum_{j=1}^3 (X_{ij} - V_{2j})^2 \right] (\mu_{i2})^2$$

$$L3 = \left[\sum_{j=1}^3 (X_{ij} - V_{3j})^2 \right] (\mu_{i3})^2$$

6. Menghitung Perubahan Matriks Partisi U

Perubahan matriks partisi (U) dihitung menggunakan persamaan:

$$\mu_{ik} = \frac{\left[\sum_{j=1}^3 (X_{ij} - V_{kj})^2 \right]^{-1}}{\sum_{k=1}^c \left[\sum_{j=1}^3 (X_{ij} - V_{kj})^2 \right]^{-1}}$$

Hasil perhitungan secara rinci dapat dilihat pada Gambar 9.

Siswa	L1	L2	L3	LT	H1	H2	H3
					L1/LT	L2/LT	L3/LT
1	1,2681	3,6805	0,0386	4,9873	0,2543	0,7380	0,0077
2	17,8606	8,9704	0,1751	27,0061	0,6614	0,3322	0,0065
3	0,7715	2,7675	10,6391	14,1781	0,0544	0,1952	0,7504
4	10,3764	0,5851	10,3931	21,1546	0,4905	0,0182	0,4913
5	4,0809	1,0006	3,5975	8,6789	0,4702	0,1153	0,4145
6	1,1188	9,3414	43,1177	53,5778	0,0209	0,1744	0,8048
7	1,7815	5,3897	1,0433	8,2145	0,2169	0,6561	0,1270
8	0,0151	8,7418	8,5808	17,3377	0,0009	0,5042	0,4949
9	4,3592	4,5778	6,2132	14,9502	0,2916	0,2928	0,4156
10	2,3412	8,4128	0,4549	11,2089	0,2089	0,7506	0,0406
11	28,2714	0,0658	5,1114	33,4487	0,8452	0,0020	0,1528
12	0,0851	0,4317	21,3007	21,8175	0,0039	0,0198	0,9763
13	1,5286	0,5272	2,3685	4,4243	0,3455	0,1192	0,5353
14	0,0110	4,2819	1,1221	5,4149	0,0020	0,7908	0,2072
15	1,4757	4,2849	0,1019	5,8625	0,2517	0,7309	0,0174
16	2,1760	2,4058	3,3901	7,9719	0,2730	0,3018	0,4253
17	9,0778	6,5854	1,4548	17,1180	0,5303	0,3847	0,0850
18	3,2074	4,8960	0,2230	8,3265	0,3852	0,5880	0,0268
19	0,1793	3,0779	13,8159	17,0731	0,0105	0,1803	0,8092
20	1,2287	5,2618	0,5389	7,0294	0,1748	0,7485	0,0767
21	5,3136	0,9080	2,4775	8,6991	0,6108	0,1044	0,2848
22	2,0620	4,4457	3,6264	10,1340	0,2035	0,4387	0,3578
23	9,5476	0,5276	0,6314	10,5066	0,9087	0,0312	0,0601
24	0,8883	10,4985	1,1102	12,4970	0,0711	0,8401	0,0888
25	2,7636	0,2671	3,8338	6,8646	0,4026	0,0389	0,5585
26	11,2786	4,3243	4,8460	20,4488	0,5516	0,2115	0,2370
27	19,4463	7,9727	6,7831	34,2021	0,5686	0,2331	0,1983
28	5,5884	3,6167	2,6181	11,8232	0,4727	0,3059	0,2214
29	10,7239	0,7208	8,3940	19,8387	0,5406	0,0363	0,4231
30	1,9728	0,1465	1,0651	3,1844	0,6195	0,0460	0,3345
31	1,9731	0,9286	101,9854	104,8871	0,0188	0,0089	0,9723
32	10,8399	9,6377	0,3321	20,8097	0,5209	0,4631	0,0160
33	24,3933	23,9141	0,0080	48,3154	0,5049	0,4950	0,0002
34	3,9036	1,2362	18,5484	23,6882	0,1648	0,0522	0,7830
35	21,7456	50,3490	6,1609	78,2556	0,2779	0,6434	0,0787
36	2,2263	0,5175	2,4380	5,1818	0,4296	0,0999	0,4705
37	14,1231	12,0639	5,8402	32,0272	0,4410	0,3767	0,1824
38	0,1905	2,3177	23,0672	25,5754	0,0075	0,0906	0,9019
39	0,5439	10,5732	6,8569	17,9740	0,0303	0,5882	0,3815
40	19,0159	0,1881	3,3986	22,6026	0,8413	0,0083	0,1504
41	0,3979	17,0321	0,0001	17,4300	0,0228	0,9772	0,0001
42	5,2348	8,1247	5,7540	19,1135	0,2739	0,4251	0,3010

Gambar 9. Hasil Perhitungan Derajat Keanggotaan Baru (Matriks Partisi Baru)

Hasil matrik partisi baru (U) untuk iterasi kedua dapat dilihat pada Gambar 10.

$$U_2 = \begin{pmatrix} 0,2543 & 0,7380 & 0,0077 \\ 0,6614 & 0,3322 & 0,0065 \\ 0,0544 & 0,1952 & 0,7504 \\ 0,4905 & 0,0182 & 0,4913 \\ 0,4702 & 0,1153 & 0,4145 \\ 0,0209 & 0,1744 & 0,8048 \\ 0,2169 & 0,6561 & 0,1270 \\ 0,0009 & 0,5042 & 0,4949 \\ 0,2916 & 0,2928 & 0,4156 \\ 0,2089 & 0,7506 & 0,0406 \\ 0,8452 & 0,0020 & 0,1528 \\ 0,0039 & 0,0198 & 0,9763 \\ 0,3455 & 0,1192 & 0,5353 \\ 0,0020 & 0,7908 & 0,2072 \\ 0,2517 & 0,7309 & 0,0174 \\ 0,2730 & 0,3018 & 0,4253 \\ 0,5303 & 0,3847 & 0,0850 \\ 0,3852 & 0,5880 & 0,0268 \\ 0,0105 & 0,1803 & 0,8092 \\ 0,1748 & 0,7485 & 0,0767 \\ 0,6108 & 0,1044 & 0,2848 \\ 0,2035 & 0,4387 & 0,3578 \\ 0,9087 & 0,0312 & 0,0601 \\ 0,0711 & 0,8401 & 0,0888 \\ 0,4026 & 0,0389 & 0,5585 \\ 0,5516 & 0,2115 & 0,2370 \\ 0,5686 & 0,2331 & 0,1983 \\ 0,4727 & 0,3059 & 0,2214 \\ 0,5406 & 0,0363 & 0,4231 \\ 0,6195 & 0,0460 & 0,3345 \\ 0,0188 & 0,0089 & 0,9723 \\ 0,5209 & 0,4631 & 0,0160 \\ 0,5049 & 0,4950 & 0,0002 \\ 0,1648 & 0,0522 & 0,7830 \\ 0,2779 & 0,6434 & 0,0787 \\ 0,4296 & 0,0999 & 0,4705 \\ 0,4410 & 0,3767 & 0,1824 \\ 0,0075 & 0,0906 & 0,9019 \\ 0,0303 & 0,5882 & 0,3815 \\ 0,8413 & 0,0083 & 0,1504 \\ 0,0228 & 0,9772 & 0,0001 \\ 0,2739 & 0,4251 & 0,3010 \end{pmatrix}$$

Gambar 10. Matriks partisi baru (U)

7. Mengecek Kondisi Berhenti

Karena $|P_1 - P_0| = |863,8398 - 0| = 863,8398 \gg \xi (10^{-5})$, dan $iterasi = 1 < MaxIter (=100)$, maka proses dilanjutkan ke iterasi kedua (t=2).

Pada iterasi kedua ditentukan kembali 3 pusat kluster V_{kj} (seperti langkah perhitungan pada

iterasi pertama) dengan nilai k = 1, 2, 3 dan j = 1,2,3. Hasilnya seperti berikut:

$$V_2 = \begin{pmatrix} 74,5 & 75,3 & 74,7 \\ 74,8 & 75,4 & 75,1 \\ 73,9 & 75,3 & 74,3 \end{pmatrix}$$

Fungsi obyektif pada iterasi kedua (P2) dihitung seperti cara perhitungan fungsi obyektif pada iterasi pertama. Dimana hasil perhitungan adalah:

$$P_2 = \sum_{i=1}^{42} \sum_{k=1}^3 \left(\left[\sum_{j=1}^3 (X_{ij} - V_{kj})^2 \right] (\mu_{ik})^2 \right) = 1.102,4291$$

Hasil perbaikan matriks partisi U dapat dilihat pada Gambar 11.

$$U_3 = \begin{pmatrix} 0,1030 & 0,8968 & 0,0001 \\ 0,7825 & 0,2175 & 0,0001 \\ 0,0044 & 0,0554 & 0,9402 \\ 0,5216 & 0,0007 & 0,4778 \\ 0,5055 & 0,0286 & 0,4659 \\ 0,0006 & 0,0482 & 0,9512 \\ 0,0812 & 0,8989 & 0,0200 \\ 0,0000 & 0,5623 & 0,4377 \\ 0,2326 & 0,2038 & 0,5636 \\ 0,0742 & 0,9232 & 0,0027 \\ 0,9662 & 0,0001 & 0,0338 \\ 0,0001 & 0,0006 & 0,9994 \\ 0,3330 & 0,0504 & 0,6166 \\ 0,0001 & 0,9674 & 0,0326 \\ 0,0910 & 0,9087 & 0,0003 \\ 0,2201 & 0,3180 & 0,4618 \\ 0,6719 & 0,3078 & 0,0202 \\ 0,3055 & 0,6931 & 0,0014 \\ 0,0001 & 0,0365 & 0,9633 \\ 0,0437 & 0,9485 & 0,0077 \\ 0,8130 & 0,0273 & 0,1597 \\ 0,1172 & 0,5533 & 0,3295 \\ 0,9939 & 0,0011 & 0,0049 \\ 0,0076 & 0,9790 & 0,0135 \\ 0,3327 & 0,0034 & 0,6639 \\ 0,7572 & 0,1231 & 0,1198 \\ 0,7734 & 0,1185 & 0,1081 \\ 0,6172 & 0,2493 & 0,1335 \\ 0,5727 & 0,0022 & 0,4252 \\ 0,7141 & 0,0036 & 0,2823 \\ 0,0004 & 0,0001 & 0,9995 \\ 0,5914 & 0,4079 & 0,0008 \\ 0,4880 & 0,5120 & 0,0001 \\ 0,0504 & 0,0056 & 0,9440 \\ 0,1621 & 0,8240 & 0,0139 \\ 0,4604 & 0,0297 & 0,5099 \\ 0,5273 & 0,3757 & 0,0969 \\ 0,0001 & 0,0127 & 0,9872 \\ 0,0019 & 0,6487 & 0,3494 \\ 0,9743 & 0,0002 & 0,0255 \\ 0,0006 & 0,9994 & 0,0000 \\ 0,2104 & 0,5774 & 0,2121 \end{pmatrix}$$

Gambar 11. Matriks perbaikan partisi baru (U)

Karena $|P_2 - P_1| = |1.102,4291 - 863,8398| = 238,5893 \gg \epsilon_i (10^{-5})$, dan interasi = 2 < MaxIter (=100), maka proses dilanjutkan ke iterasi ketiga (t=3).

Proses ini dilakukan terus menerus hingga diperoleh $|P_t - P_{t-1}| < \xi$, atau t > MaxIter. Dalam penelitian ini, proses iterasi berhenti setelah iterasi ke-33.

`>> [center,U,ObjFcn] = fcm(X,3,[2,100,10^-5])`

```
Iteration count = 1, obj. fcn = 896.896246
Iteration count = 2, obj. fcn = 642.795320
Iteration count = 3, obj. fcn = 637.785642
Iteration count = 4, obj. fcn = 629.744333
Iteration count = 5, obj. fcn = 616.896816
Iteration count = 6, obj. fcn = 599.368576
Iteration count = 7, obj. fcn = 582.013431
Iteration count = 8, obj. fcn = 570.019693
Iteration count = 9, obj. fcn = 563.887165
Iteration count = 10, obj. fcn = 561.104961
Iteration count = 11, obj. fcn = 559.707264
Iteration count = 12, obj. fcn = 558.909844
Iteration count = 13, obj. fcn = 558.431176
Iteration count = 14, obj. fcn = 558.142447
Iteration count = 15, obj. fcn = 557.969914
Iteration count = 16, obj. fcn = 557.867965
Iteration count = 17, obj. fcn = 557.808301
Iteration count = 18, obj. fcn = 557.773644
Iteration count = 19, obj. fcn = 557.753627
Iteration count = 20, obj. fcn = 557.742115
Iteration count = 21, obj. fcn = 557.735515
Iteration count = 22, obj. fcn = 557.731740
Iteration count = 23, obj. fcn = 557.729585
Iteration count = 24, obj. fcn = 557.728356
Iteration count = 25, obj. fcn = 557.727657
Iteration count = 26, obj. fcn = 557.727258
Iteration count = 27, obj. fcn = 557.727032
Iteration count = 28, obj. fcn = 557.726903
Iteration count = 29, obj. fcn = 557.726829
Iteration count = 30, obj. fcn = 557.726788
Iteration count = 31, obj. fcn = 557.726764
Iteration count = 32, obj. fcn = 557.726751
Iteration count = 33, obj. fcn = 557.726743
```

Center = 73.8086 75.1587 76.6170
71.9354 74.3454 70.9887
78.8520 77.3860 78.1443

Pada iterasi terakhir (iterasi ke-33) ini, pusat kelaster V_{kj} yang dihasilkan (Software Matlab) dengan $k=1,2,3$; dan $j=1,2,3$ adalah:

$$V = \begin{pmatrix} 73,8086 & 75,1587 & 76,6170 \\ 71,9354 & 74,3454 & 70,9887 \\ 78,8520 & 77,3860 & 78,1443 \end{pmatrix}$$

dapat disimpulkan:

1. Kelompok/kelaster pertama berisi siswa nomor 1, 4, 5, 10, 11, 15 dan 18, 19, 22, 24, 28, 38 dan 40.
2. Kelompok/kelaster kedua berisi siswa nomor 2, 3, 6, 7, 8, 11, 12, 13, 14, 16, 20, 21, 25, 26, 30, 33, 34, 36 dan 42
3. Kelompok/kelaster ketiga berisi siswa nomor 9 dan 17, 23, 27, 29, 31, 32, 35, 37, 39 dan 41

Pembahasan

Penetapan hasil akurasi didasarkan pada ketentuan bahwa jika nilai peminatan yang dipilih lebih besar dari standar Kriteria Ideal Ketuntasan (KKM) yaitu lebih besar atau sama dengan 75 maka peminatan yang dilakukan oleh algoritma FCM dianggap TIDAK AKURAT, sedangkan jika nilai peminatan yang dipilih lebih kecil dari KKM maka peminatan yang dilakukan oleh algoritma FCM dianggap AKURAT. Akurasi hasil peminatan yang dilakukan oleh algoritma FCM dapat dilihat pada Gambar 12 yang disajikan sebagai berikut.

Siswa	Hasil Klastering Peminatan		Nilai Rata-rata Mata Pelajaran Peminatan Setelah Peminatan Penjurusan		Hasil	
	Yang Dipilih	C-Meas	Kelas XI	Kelas XII	Kelas XI	Kelas XII
1	Bahasa	Bahasa	75,5	74,2	Akurat	Tidak Akurat
2	IPS	IPS	77,0	75,5	Akurat	Akurat
3	IPA	IPS	75,5	78,0	Tidak Akurat	Tidak Akurat
4	Bahasa	Bahasa	77,0	75,5	Akurat	Akurat
5	IPA	Bahasa	72,8	71,5	Akurat	Akurat
6	IPA	IPS	71,5	74,5	Akurat	Akurat
7	IPS	IPS	69,0	64,5	Tidak Akurat	Tidak Akurat
8	IPA	IPS	70,5	72,5	Akurat	Akurat
9	Bahasa	IPA	74,3	72,5	Akurat	Akurat
10	Bahasa	Bahasa	78,0	76,5	Akurat	Akurat
11	Bahasa	Bahasa	75,5	79,0	Akurat	Akurat
12	IPS	IPS	85,2	80,5	Akurat	Akurat
13	IPS	IPS	81,5	85,0	Akurat	Akurat
14	IPS	IPS	77,5	75,3	Akurat	Akurat
15	Bahasa	Bahasa	75,5	69,5	Akurat	Tidak Akurat
16	IPA	IPS	74,3	71,3	Akurat	Akurat
17	IPS	IPA	80,7	82,5	Tidak Akurat	Tidak Akurat
18	Bahasa	Bahasa	76,0	80,5	Akurat	Akurat
19	Bahasa	Bahasa	78,5	82,5	Akurat	Akurat
20	IPA	IPS	74,0	71,0	Akurat	Akurat
21	IPA	IPS	69,5	73,5	Akurat	Akurat
22	IPS	Bahasa	82,5	79,5	Tidak Akurat	Tidak Akurat
23	IPS	IPA	72,5	70,8	Akurat	Akurat
24	Bahasa	IPA	65,5	70,5	Akurat	Akurat
25	IPA	IPS	76,0	78,3	Tidak Akurat	Tidak Akurat
26	IPS	IPS	78,0	76,5	Akurat	Akurat
27	IPA	IPA	77,5	81,0	Akurat	Akurat
28	Bahasa	Bahasa	81,0	76,5	Akurat	Akurat
29	Bahasa	IPS	72,0	70,0	Akurat	Akurat
30	IPA	IPS	72,5	67,8	Akurat	Akurat
31	Bahasa	IPA	71,9	73,5	Akurat	Akurat
32	IPA	IPA	70,7	72,5	Tidak Akurat	Tidak Akurat
33	Bahasa	IPS	70,5	68,5	Akurat	Akurat
34	IPS	IPS	82,75	80,5	Akurat	Akurat
35	IPS	IPA	73,5	71,5	Akurat	Akurat
36	IPA	IPS	78,2	75,5	Tidak Akurat	Tidak Akurat
37	IPA	IPA	78,5	82,0	Akurat	Akurat
38	Bahasa	Bahasa	79	81,3	Akurat	Akurat
39	IPS	IPA	70,7	72,0	Akurat	Akurat
40	IPS	Bahasa	77,5	69,5	Tidak Akurat	Akurat
41	IPA	IPA	75,5	74,3	Akurat	Tidak Akurat
42	IPS	IPS	74,8	75,3	Tidak Akurat	Akurat

Gambar 12. Akurasi hasil peminatan

Hasil peminatan yang dilakukan oleh algoritma Fuzzy C-Means (FCM) dapat dijelaskan bahwa pada tahun pertama pelaksanaan peminatan (kelas XI), sebanyak 33 dari 42 data sampel

siswa atau 78,6% yang tepat dalam memilih peminatan. Pada tahun kedua pelaksanaan peminatan (kelas XII), sebanyak 32 dari 42 data sampel siswa atau 76,2% yang tepat dalam memilih peminatan.

4. PENUTUP

Dari hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa:

1. Metode klustering *K-Means* kurang tepat digunakan untuk mengelompokkan siswa berdasarkan kesamaan kemampuan akademik dalam proses penjurusan menurut ketentuan Departemen Pendidikan Nasional. Dari 42 sampel data siswa kelas X SMA Negeri 13 Banjarmasin yang akan dikelompokkan dalam 3 kelompok berdasarkan kesamaan nilai 10 mata pelajaran inti penjurusan, diperoleh hasil:
 - a) Pada klaster 1, hanya ada 7 dari 9 siswa hasil klaster *K-Means* yang sesuai dengan hasil klaster Manual (siswa nomor 11, 17, 19, 22, 23, 27 dan 28)
 - b) Pada klaster 2, hanya ada 5 dari 11 siswa hasil klaster *K-Means* yang sesuai dengan hasil klaster Manual (siswa nomor 4, 10, 14, 16, 26)
 - c) Pada klaster 3, hanya ada 8 dari 10 siswa hasil klaster *K-Means* sesuai dengan hasil klaster Manual (siswa nomor 5, 6, 12, 13, 15, 21, 25, 30)
2. Perbedaan hasil pengklasteran data siswa secara manual (berdasarkan ketentuan yang digunakan di SMA 13 Banjarmasin) dengan hasil pengklasteran algoritma *K-Means* disebabkan karena:
 - a) Algoritma *K-Means* melakukan pengklasteran data siswa berdasarkan kemiripan pola data (nilai) dalam kelompok-kelompok yang telah ditetapkan, dan tidak terikat pada suatu aturan atau nilai-nilai variabel tertentu.
 - b) Metode pengklasteran siswa yang digunakan di SMA 13 Banjarmasin dalam penjurusan adalah mengelompokkan siswa berdasarkan kesamaan nilai dalam kelompok-kelompok yang telah ditetapkan, tetapi terikat pada suatu aturan atau nilai variabel tertentu, yaitu nilai standar minimum (nilai Kriteria Ketuntasan

Minimum / KKM) untuk masuk pada kelompok tertentu.

5. REFERENSI

- [1] Departemen Pendidikan Nasional (2004), *Panduan Penilaian Penjurusan Kenaikan Kelas dan Pindah Sekolah*, Direktorat Pendidikan Menengah Umum, Jakarta
- [2] Giyanto, Heribertus (2008), *Penerapan Algoritma Clustering K-Medoid dan Gath-Geva untuk Penjurusan Siswa SMA Studi Kasus : Penjurusan Siswa SMAK Marsudi Luhur Yogyakarta* ", Tesis, Program Studi Ilmu Komputer, Universitas Gadjadara, Yogyakarta.
- [3] Afivi, Refcan (2005), *Pengelompokkan Selari Untuk Data Skala Besar dan Dimensional Tinggi Pada Aplikasi Perlombongan Data*, Proceedings of the Postgraduate Annual Research Seminar, Faculty of Computer Science and Information System, Universiti Teknologi Malaysia, Malaysia.
- [4]. MacQueen, J. B. (1967). *Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations*, Proceedings of 5-th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, Berkeley, University of California Press, 1: 281-297.
- [5] Andayani, Sri (2008), *Pembentukan cluster dalam Knowledge Discovery in Database dengan Anlgoritma K-Means*, MIPA, UNY (Proceeding)
- [6] Kusumadewi,S., Rismawan,T. (2008), *Aplikasi K-Means Untuk Pengelompokkan Mahasiswa Berdasarkan Nilai Body Mass Index (BMI) dan Ukuran Kerangka*, Proceedings pada Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi 2008, Jurusan Teknik Informatika, UII, Yogyakarta.
- [7] Andika B.P. (2008), *Verifikasi Citra Sidik Jari Poin Minutiae Dalam Visum Et Repertum (VER) Menggunakan K-Means Clustering*, Jurnal Ilmu Komputer YB, Vol.XX No. XX, Universitas Brawijaya, Malang
- [8] Sutikyo, P.H.P. (2009). *Penggolongan Suara Berdasarkan Usia Dengan*

Menggunakan Metode K-Means, Proceedings Jurusan Teknik Telekomunikasi, Institut Teknologi Sepuluh NoPember, Surabaya.

- [9] Dunham, Margaret,H. (2003), *Data Mining Introuctory and Advanced Topics*, New Jersey, Prentice Hall.
- [10] Kantardzic, Mehmed (2003), *Data Mining Concepts Models, Methods, and Algorithms*, New Jersey, IEEE
- [11] Santoso, Budi (2007), *Data Mining – Teknik Pemanfaatan Data Untuk Keperluan Bisnis*, Graha Ilmu, Yogyakarta.
- [12] Soelaiman, R., Purwitasari, D. (2005), *Pengembangan Sistem Pengenalan Wajah Dengan Metode Pengklasifikasian Hibrid Berbasis Jaringan Fungsi Basis Radial dan Pohon Keputusan Induktif*, Jurnal Informatika Vol. 6 No.2, Jurusan Teknik Informatika, ITS, Surabaya.
- [13] Departemen Pendidikan Nasional (2006), *Panduan Penyusunan Laporan Hasil Belajar Peserta Didik Sekolah Menengah Atas (SMA)*, Direktorat Jenderal Manajemen Pendidikan Dasar Dan Menengah Direktorat Pembinaan SMA, Jakarta 2006.