

PENENTUAN NILAI PANGKAT PADA ALGORITMA FUZZY C-MEANS

WULAN ANGGRAENI

wulangussetiyo@gmail.com

Program Studi Pendidikan Matematika
Universitas Indraprasta PGRI

Abstract. The purpose of this study was to determine the value of rank of the fuzzy c-means algorithm that generates cluster with a good accuracy. The selection value of the square of the yield rate of 92% with central point is $V = \begin{bmatrix} 70.8152 & 79.3145 \\ 81.0752 & 74.3121 \end{bmatrix}$. the selection of the value of the cube produce an accuracy rate of 85% with central point is $V = \begin{bmatrix} 72.6955 & 78.5236 \\ 82.9133 & 73.9835 \end{bmatrix}$. While election rank value of 4 produce an accuracy rate of 62% with central point is $V = \begin{bmatrix} 74.0162 & 77.2257 \\ 87.5611 & 75.6051 \end{bmatrix}$. Every selection the rank was value produce first cluster for the student with tendency IPS and the second group for the student with tendency IPA. It can be concluded that the rank value of 2 yields the highest accuracy.

Keyword: clustering, fuzzy, fuzzy c-means

PENDAHULUAN

Klastering adalah suatu metode pengelompokan berdasarkan ukuran kedekatan suatu data terhadap pusat data. Anggota suatu klaster tidak harus sama dengan anggota lainnya dalam klaster tersebut. Anggota klaster hanya mirip satu sama lain dengan anggota lainnya, arti mirip di sini adalah jarak antara data-data ke titik pusat klaster lebih minimum dibandingkan jarak data-data tersebut ke nilai pusat klaster lainnya.

Salah satu algoritma yang dapat dipergunakan dalam pengklasteran adalah metode *fuzzy c-means* (FCM). Cara kerja dari algoritma ini adalah mencari nilai pusat data dari kumpulan data yang ada. Nilai pusat data yang telah dihasilkan dipergunakan sebagai acuan ketentuan klaster tersebut dikategorikan sebagai klaster jenis apa. Langkah selanjutnya adalah menghitung derajat keanggotaan setiap data. Derajat keanggotaan setiap data merupakan implementasi dari jarak data tersebut ke nilai pusat klaster yang telah dihitung. Derajat keanggotaan dari setiap data dipergunakan untuk mengetahui data tersebut cenderung masuk ke klaster jenis apa.

Algoritma FCM terdiri atas 7 langkah. Langkah kedua pada algoritma ini adalah menentukan jumlah klaster, nilai pangkat, maksimum iterasi, eror terkecil yang dipergunakan, fungsi objektif awal dan iterasi awal. Hal yang mengganggu dari algoritma ini adalah penentuan nilai pangkatnya. Syarat penentuan pangkat pada algoritma ini adalah bilangannya lebih dari 1. Artinya kita dapat memilih sembarang bilangan untuk penetapan nilai angka pangkat tersebut. Jika pemilihan angka ini sembarang, angka berapakah yang paling tepat diambil, agar hasil pengklasteran yang diperoleh optimum.

Berdasarkan uraian di atas, maka akan dilakukan suatu penelitian untuk mencari bilangan berapakah yang tepat dalam penentuan nilai pangkat pada algoritma FCM agar hasil yang diperoleh optimum.

TINJAUAN PUSTAKA

Konsep Klustering dalam *Data Mining*

Konsep dasar data mining adalah menemukan informasi dalam sebuah data dan merupakan bagian dari *Knowledge Discovery in Databases (KDD)* untuk menentukan informasi dan pola yang berguna dalam data (Dunham, 2003). Data mining mencari informasi baru, berharga dan berguna dalam sekumpulan data dengan melibatkan komputer dan manusia serta bersifat *iterative* baik melalui proses yang otomatis ataupun manual. Secara umum sifat data mining adalah:

- a. *Predective* menghasilkan model berdasarkan sekumpulan data yang dapat digunakan untuk memperkirakan nilai data yang lain. Metode yang termasuk dalam prediktif *data mining* adalah:
 - 1) Klasifikasi : pembagian data ke dalam beberapa kelompok yang telah ditentukan sebelumnya.
 - 2) Regresi : memetakan data ke suatu *prediction variable*
 - 3) *Time Series Analysis* : pengamatan perubahan nilai atribut dari waktu ke waktu
- b. *Deskriptif* mengidentifikasi pola atau hubungan dalam data untuk menghasilkan informasi baru. Metode yang termasuk dalam *Descriptive Data Mining* adalah :
 - 1) Klustering adalah identifikasi kategori untuk mendeskripsikan data
 - 2) *Association Rules* : identifikasi hubungan antar data yang satu dengan yang lainnya.
 - 3) *Summarization* : pemetaan data ke dalam subset dengan deskripsi sederhana.
 - 4) *Sequence Discovery* : identifikasi pola sekuensial dalam data.

Klustering membagi data menjadi kelompok-kelompok atau kluster berdasarkan suatu kemiripan atribut-atribut diantara data tersebut. Karakteristik terpenting dari hasil klustering yang baik adalah suatu jarak data dalam cluster lebih “mirip” dengan jarak lain di dalam kluster tersebut daripada dengan jarak diluar dari kluster itu.

Ada berapa macam rumus perhitungan jarak antar kluster. Rumus yang dipergunakan dalam penelitian ini adalah rumus *euclidian space*. Untuk tipe data numerik, sebuah data himpunan X beranggotakan $x_i \in X, i = 1, 2, 3, \dots, n$. Tiap item direpresentasikan sebagai vektor. Rumus-rumus yang bisa digunakan untuk menentukan ukuran jarak antara X_i dan X_j untuk data numerik, antara lain:

$$\left(\sum_{i=0}^n (x_{ik} - x_{ij}) \right)^{\frac{1}{2}} \quad (2.1)$$

Algoritma *Fuzzy C-Means*

Salah satu teknik *fuzzy clustering* adalah *fuzzy C-means* (FCM). FCM adalah suatu teknik pengklasteran data yang keberadaan tiap-tiap data dalam suatu kluster ditentukan oleh nilai derajat keanggotaan tertentu. Teknik ini pertama kali diperkenalkan oleh Jim Bezdek pada tahun 1981 (Kusumadewi, 2006). Pada kondisi awal, pusat kluster ini masih belum akurat. Tiap-tiap data memiliki derajat keanggotaan untuk tiap-tiap kluster. Dengan cara memperbaiki pusat kluster dan nilai keanggotaan tiap-tiap data secara berulang. Maka akan terlihat bahwa pusat kluster akan bergerak menuju lokasi yang tepat. Perulangan ini didasarkan pada minimisasi fungsi objektif. Fungsi objektif yang digunakan adalah:

$$J_w(U, V, X) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (\mu_{ik})^w (d_{ik})^2 \quad (2.2)$$

Dengan $w \in [1, \infty)$

$$d_{ik} = d(x_k - v_i) = \left[\sum_{j=1}^m (x_{ij} - v_{ij}) \right]^{\frac{1}{2}} \quad (2.3)$$

x adalah data yang akan diklaster:

$$x = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & \cdots & x_{nm} \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

Dan v adalah matriks pusat klaster:

$$v = \begin{bmatrix} v_{11} & \cdots & v_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{n1} & \cdots & v_{nm} \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

Nilai J_w terkecil adalah yang terbaik, sehingga:

$$J_w^*(U^*; V^*; X) = \min J(U, V, X) \quad (2.6)$$

Jika $d_{ik} > 0, \forall i, k; w > 1$ dan setidaknya memiliki m elemen, maka $(U, V) \in M_{fm} \times R^{mp}$ dapat meminimisasi J_w hanya jika:

$$\mu_{ik} = \frac{\left(\left(\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj}) \right)^2 \right)^{\frac{-1}{w-1}}}{\sum_{k=1}^m \left(\left(\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj}) \right)^2 \right)^{\frac{-1}{w-1}}}, \forall i, \forall k \quad (2.7)$$

Dan

$$V_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^{100} ((\mu_{ik})^w \times X_{ij})}{\sum_{i=1}^{100} (\mu_{ik})^w}, \forall k, \forall j \quad (2.8)$$

Berikut ini adalah langkah-langkah dari algoritma FCM:

1. Menentukan data yang akan di klaster X . berupa matriks berukuran $n \times m$ (n adalah jumlah sampel, dan m adalah atribut setiap data). X_{ij} adalah data sampel ke- i ($i = 1, 2, \dots, n$) atribut ke- j ($j = 1, 2, \dots, m$).
2. Menentukan:
 - a. Jumlah klaster : c
 - b. Pangkat : w
 - c. Maksimum Iterasi : $Maxiter$
 - d. Error terkecil yang diharapkan : ε
 - e. Fungsi Objektif : $P_0 = 0$
 - f. Iterasi awal : $t = 1$
3. Membangkitkan bilangan acak $\mu_{ik}, i = 1, 2, 3, \dots, n; k = 1, 2, 3, \dots, c$ sebagai elemen-elemen matriks partisi awal U .

Menghitung jumlah setiap kolom:

$$Q_i = \sum_{k=1}^c \mu_{ik} \quad (2.9)$$

Dengan $j = 1, 2, \dots, n$

Menghitung:

$$\mu_{ik} = \frac{\mu_{ik}}{Q_i} \tag{2.10}$$

4. Menghitung pusat ke- k ; V_{kj} , dengan $k = 1, 2, \dots, c, j = 1, 2, \dots, m$

$$V_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^n ((\mu_{ik})^w \times X_{ij})}{\sum_{i=1}^n (\mu_{ik})^w}, \forall k, \forall j$$

5. Menghitung fungsi objektif pada iterasi ke- t :

$$P_t = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c \left(\left[\sum_{j=1}^m (x_{ij} - v_{kj})^2 (\mu_{ik})^w \right] \right) \tag{2.11}$$

dengan $i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m, k = 1, 2, \dots, c$

6. Menghitung perubahan matriks partisi:

$$\mu_{ik} = \frac{\left(\left(\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj}) \right)^2 \right)^{\frac{-1}{w-1}}}{\sum_{k=1}^c \left(\left(\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj}) \right)^2 \right)^{\frac{-1}{w-1}}}, \forall i, \forall k$$

Dengan $i = 1, 2, \dots, n$ dan $k = 1, 2, \dots, c$

7. Memeriksa kondisi berhenti:

- Jika $|P_t - P_{t-1}| < \varepsilon$ atau $(t > Maxiter)$ maka berhenti.
- Jika tidak $t = t + 1$, mengulang langkah ke-4.

PEMBAHASAN

Deskripsi data

Data yang dipergunakan dalam penelitian ini adalah data nilai siswa SMA Negeri yang berada di daerah Banjarbaru sebelum peminatan dan sesudah peminatan. Data nilai sebelum peminatan digunakan untuk data *training* dan data setelah peminatan digunakan untuk data *testing*. Nilai rata-rata IPA diperoleh dari rata-rata nilai mata pelajaran Biologi, Matematika, Fisika, dan Kimia. Sedangkan nilai rata-rata IPS diperoleh dari mata pelajaran Sosiologi, Geografi, Sejarah dan ekonomi.

Tabel 1. Nilai rata-rata siswa sebelum peminatan

Siswa	nilai rata-rata peminatan		11	78.3	79.2
	IPA	IPS			
1	74.9	76.5			
2	77.5	70.6			
3	76.6	71.3			
4	78.2	76.4			
5	70.4	74.5			
6	75.3	75.2			
7	72.8	78.4			
8	73.7	73.9			
9	73.1	73.9			
10	74.3	73.2			
			11	78.3	79.2
			12	74.7	72.4
			13	74	71.3
			14	70.6	78.5
			15	76.8	78.6
			16	76.1	72.4
			17	70.7	78.9
			18	83.4	76.1
			19	76.7	76.4
			20	80.4	76.7
			21	69.2	76.4
			22	82.7	86.1

23	75.3	73.5
24	82.5	79.3
25	77.5	80.6
26	67.6	75.5

Siswa	nilai rata-rata peminatan	
	IPA	IPS
27	80.3	75.7
28	70.3	74.2
29	68.5	77.5
30	81.7	70.5
31	77.5	75
32	87.5	70.5
33	79	72
34	65	80
35	81	65.7
36	89.7	76.5

37	65	89.5
38	70.7	92
39	85	75.5
40	82.5	69.5
41	74.5	90.2
42	82.5	72.5
43	75.8	82.1
44	80.2	74.5
45	74.5	91.5
46	74.5	77.8
47	79	72.5
48	87.5	75.2
49	65	76.8
50	76	94.8
51	80.4	75.5
52	90.1	78.7

Tabel 2. Nilai rata-rata siswa setelah peminatan.

Siswa	Jurusan yang dipilih	nilai rata-rata
1	IPS	77
2	IPA	75.5
3	IPA	72.8
4	IPA	71.5
5	IPS	69
6	IPA	70.5
7	IPS	73
8	IPS	71.5
9	IPS	67.5
10	IPA	84.3
11	IPS	80.7
12	IPA	74
13	IPA	69.5
14	IPS	82.5
15	IPS	72.5
16	IPA	66
17	IPS	78
18	IPA	72.5

19	IPA	72.5
20	IPA	80.7
21	IPS	82.75
22	IPS	83.5
23	IPA	78.2
24	IPA	74.5
25	IPS	70.7
26	IPS	69.5
27	IPA	79.5
28	IPS	75.8
29	IPS	78.5
30	IPA	74.5
Siswa	Jurusan yang dipilih	nilai rata-rata
31	IPA	74
32	IPA	73.6
33	IPA	80.5
34	IPS	77.5
35	IPA	75.5
36	IPA	83.6

37	IPS	79.6	45	IPS	80.2
38	IPS	74.2	46	IPS	74
39	IPA	70.5	47	IPA	70.8
40	IPA	78.1	48	IPA	84.2
41	IPS	77.5	49	IPS	75.8
42	IPA	77.6	50	IPS	87.6
43	IPS	79	51	IPA	72.4
44	IPA	77.5	52	IPA	78.6

Pengukuran Data

Tujuan penelitian ini adalah ingin menentukan nilai pangkat yang menghasilkan tingkat keakurasian tertinggi. Nilai pangkat yang akan dibandingkan adalah 2, 3, dan 4 Berikut ini adalah langkah-langkah dari algoritma FCM.

Berikut ini adalah langkah-langkah dari algoritma FCM:

1. Menentukan data yang akan di cluster X . berupa matriks berukuran $n \times m$ (n adalah jumlah sampel, dan m adalah atribut setiap data). X_{ij} adalah data sampel ke- i ($i = 1, 2, \dots, 52$) atribut ke- j ($j = 1, 2$).
2. Menentukan:
 - a. Jumlah klaster : 2.
 - b. Pangkat : 2/3/4
 - c. Maksimum Iterasi : 100
 - d. Eror terkecil yang diharapkan : ε
 - e. Fungsi Objektif : $P_0 = 0$
 - f. Iterasi awal : $t = 1$
3. Membangkitkan bilangan acak μ_{ik} , $i = 1, 2, 3, \dots, 52$; $k = 1, 2$ sebagai elemen-elemen matriks partisi awal U .

Menghitung jumlah setiap kolom:

$$Q_i = \sum_{k=1}^2 \mu_{ik} \quad (2.12)$$

Dengan $j = 1, 2, \dots, n$

Menghitung:

$$\mu_{ik} = \frac{\mu_{ik}}{Q_i} \quad (2.13)$$

4. Menghitung pusat ke- k ; V_{kj} , dengan $k = 1, 2, \dots, c$, $j = 1, 2, \dots, m$

$$V_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^{52} ((\mu_{ik})^w \times X_{ij})}{\sum_{i=1}^{52} (\mu_{ik})^w}, \forall k, \forall j$$

5. Menghitung fungsi objektif pada iterasi ke- t :

$$P_t = \sum_{i=1}^{52} \sum_{k=1}^2 \left(\left[\sum_{j=1}^2 (x_{ij} - v_{kj})^2 (\mu_{ik})^2 \right] \right) \quad (2.14)$$

dengan $i = 1, 2, \dots, 52$, $j = 1, 2$, $k = 1, 2$

6. Menghitung perubahan matriks partisi:

$$\mu_{ik} = \frac{\left(\left(\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj}) \right)^2 \right)^{-1}}{\sum_{k=1}^2 \left(\left(\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj}) \right)^2 \right)^{-1}}, \forall i, \forall k$$

Dengan $i = 1, 2, \dots, 52$ dan $k = 1, 2$

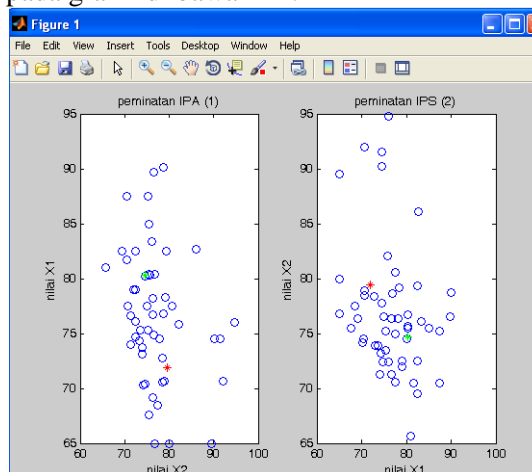
7. Memeriksa kondisi berhenti:
 - a. Jika $|P_t - P_{t-1}| < \varepsilon$ atau $(t > Maxiter)$ maka berhenti.
 - b. Jika tidak $t = t + 1$, mengulang langkah ke-4.

Analisis data

Analisis data yang dilakukan adalah membandingkan hasil pengklasteran menggunakan algoritma *fuzzy c-means* dengan nilai siswa setelah peminatan. Berikut ini adalah uraiannya.

Nilai pangkat yang dipilih adalah 2

Banyak iterasi pada proses perhitungan adalah sebanyak 52 iterasi dengan nilai pusat adalah $V = \begin{bmatrix} 71.8644 & 79.473445 \\ 80.2799 & 74.6900 \end{bmatrix}$. Berdasarkan nilai V terakhir dapat disimpulkan bahwa kluster pertama memiliki kecenderungan bidang minat IPS, dan kluster kedua memiliki kecenderungan bidang minat IPA. Penyebaran masing-masing anggota kluster pada iterasi terakhir dapat dilihat pada grafik di bawah ini.



Gambar 1 posisi kluster data pertama dan kedua dengan nilai pangkat sebesar 2

Selain nilai V , nilai yang diperoleh dari proses perhitungan adalah Derajat keanggotaan dipergunakan untuk mengetahui siswa tersebut cenderung masuk ke dalam kluster I atau II. Setelah mengetahui kecenderungan siswa masuk ke kluster I atau ke II. Berikut ini adalah hasil algoritma *fuzzy c-means*.

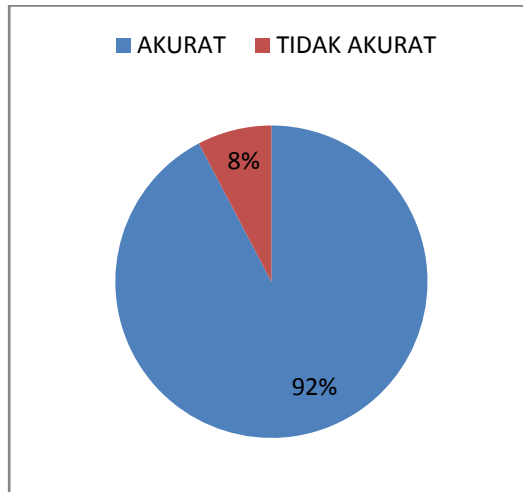
Tabel 3. Hasil algoritma *fuzzy c-means* dengan nilai pangkat 2

siswa	μ_1	μ_2	Kecenderungan peminatan						
			C1	C2					
					3	0.2191	0.7809		IPA
					4	0.1276	0.8724		IPA
					5	0.7842	0.2158	IPS	
1	0.6409	0.3591	IPS		6	0.4546	0.5454		IPA
2	0.1812	0.8188		IPA	7	0.9717	0.0283	IPS	

8	0.5605	0.4395	IPS		23	0.3557	0.6443		IPA
9	0.6155	0.3845	IPS		24	0.1879	0.8121		IPA
10	0.4561	0.5439		IPA	25	0.5636	0.4364	IPS	
11	0.369	0.631		IPA	26	0.8261	0.1739	IPS	
12	0.3852	0.6148		IPA	27	0.0118	0.9882		IPA
13	0.4164	0.5836		IPA	28	0.7674	0.2326	IPS	
14	0.977	0.023	IPS		29	0.906	0.094	IPS	
15	0.5217	0.4783	IPS		30	0.0994	0.9006		IPA
16	0.2505	0.7495		IPA	31	0.1313	0.8687		IPA
17	0.9848	0.0152	IPS		32	0.1766	0.8234		IPA
18	0.0751	0.9249		IPA	33	0.0767	0.9233		IPA
19	0.3241	0.6759		IPA	34	0.8466	0.1534	IPS	
20	0.0479	0.9521		IPA	35	0.2294	0.7706		IPA
21	0.8837	0.1163	IPS		36	0.2196	0.7804		IPA
22	0.4575	0.5425		IPA	37	0.7541	0.2459	IPS	

siswa	μ_1	μ_2	Kecenderungan peminatan	
			C1	C2
38	0.7121	0.2879	IPS	
39	0.1086	0.8914		IPA
40	0.1304	0.8696		IPA
41	0.6919	0.3081	IPS	
42	0.0567	0.9433		IPA
43	0.7701	0.2299	IPS	
44	0.0005	0.9995		IPA
45	0.6758	0.3242	IPS	
46	0.8155	0.1845	IPS	
47	0.0607	0.9393		IPA
48	0.1663	0.8337		IPA
49	0.8143	0.1857	IPS	
50	0.6265	0.3735	IPS	
51	0.0075	0.9925		IPA
52	0.2525	0.7475		IPA

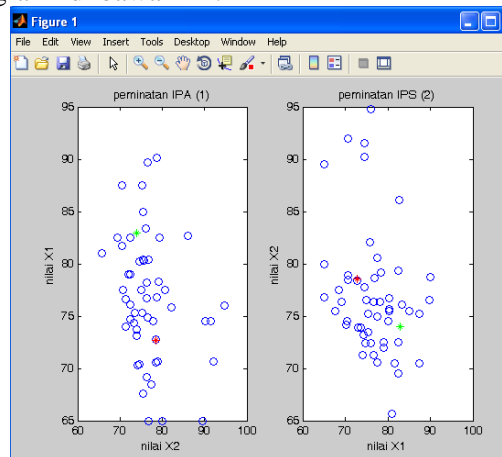
Dari hasil akurasi antara algoritma FCM dan bidang minat yang dipilih terdapat 4 hasil dari algoritma FCM yang tidak akurat, dan 48 hasil algoritma FCM akurat. berikut ini adalah grafik akurasi algoritma FCM dalam bentuk persen.



Gambar 2. Grafik akurasi algoritma FCM dengan nilai pangkat sebesar 2.

Nilai pangkat yang dipilih adalah 3

Banyak iterasi pada proses perhitungan adalah sebanyak 100 iterasi dengan nilai pusat adalah $V = \begin{bmatrix} 72.6955 & 78.5236 \\ 82.9133 & 73.9835 \end{bmatrix}$, Berdasarkan nilai V terakhir dapat disimpulkan bahwa kluster pertama memiliki kecenderungan bidang minat IPS, dan kluster kedua memiliki kecenderungan bidang minat IPA. Penyebaran masing-masing anggota kluster pada iterasi terakhir dapat dilihat pada grafik di bawah ini.



Gambar 3. Posisi kluster data pertama dan kedua dengan nilai pangkat 3.

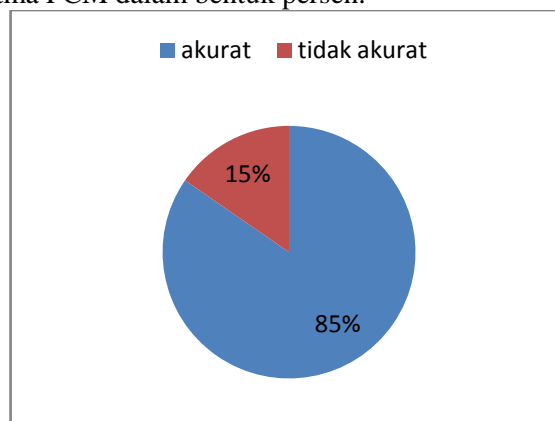
Selain nilai V , nilai yang diperoleh dari proses perhitungan adalah Derajat keanggotaan yang dipergunakan untuk mengetahui siswa tersebut cenderung masuk ke dalam kluster I atau II. Setelah mengetahui kecenderungan siswa masuk ke kluster I atau ke II. Berikut ini adalah hasil algoritma *fuzzy c-means*.

Tabel 4. Hasil algoritma *fuzzy c-means* dengan nilai pangkat 3

siswa	μ_1	μ_2	Kecenderungan peminatan		2	0.2435	0.513		IPA
			C1	C2					
1	0.4702	0.0597	IPS		5	0.468	0.064	IPS	

6	0.4348	0.1304	IPS		28	0.4644	0.0713	IPS	
7	0.4999	0.0001	IPS		29	0.4797	0.0406	IPS	
8	0.4418	0.1165	IPS		30	0.0788	0.8424		IPA
9	0.4497	0.1006	IPS		31	0.3154	0.3691		IPA
10	0.4144	0.1713	IPS		32	0.0948	0.8104		IPA
11	0.3763	0.2473	IPS		33	0.1593	0.6813		IPA
12	0.3856	0.2288	IPS		34	0.4604	0.0792	IPS	
13	0.3814	0.2372	IPS		35	0.1912	0.6175		IPA
14	0.4937	0.0126	IPS		36	0.1316	0.7367		IPA
15	0.4372	0.1256	IPS		37	0.431	0.1379	IPS	
16	0.333	0.3341		IPA	38	0.4181	0.1638	IPS	
17	0.4941	0.0118	IPS		39	0.0383	0.9234		IPA
18	0.0363	0.9274		IPA	40	0.0929	0.8141		IPA
19	0.4061	0.1877	IPS		41	0.4135	0.173	IPS	
20	0.152	0.6959		IPA	42	0.0173	0.9654		IPA
21	0.4793	0.0414	IPS		43	0.4561	0.0878	IPS	
22	0.3255	0.349		IPA	44	0.0869	0.8262		IPA
23	0.3921	0.2158	IPS		45	0.4074	0.1852	IPS	
24	0.1851	0.6297		IPA	46	0.4892	0.0217	IPS	
25	0.4211	0.1578	IPS		47	0.1577	0.6846		IPA
26	0.4655	0.069	IPS		48	0.0818	0.8364		IPA
					49	0.4568	0.0864	IPS	
					50	0.3886	0.2228	IPS	
					51	0.1005	0.799		IPA
					52	0.1639	0.6721		IPA
siswa	μ_1	μ_2	Kecenderungan peminatan		C1	C2			
27	0.1145	0.7709		IPA					

Dari hasil akurasi antara algoritma FCM dan bidang minat yang dipilih terdapat 8 hasil dari algoritma FCM yang tidak akurat, dan 44 hasil algoritma FCM akurat. berikut ini adalah grafik akurasi algoritma FCM dalam bentuk persen.

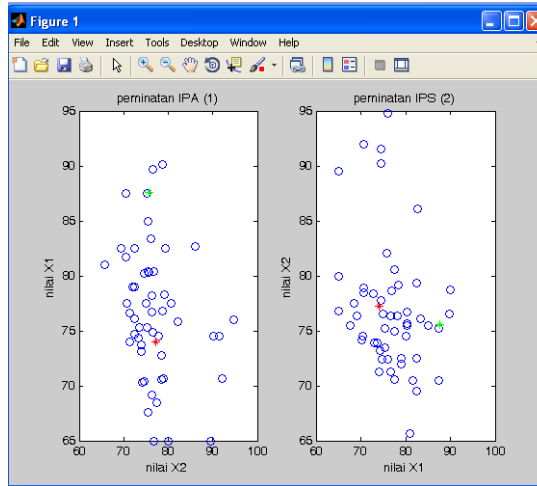


Gambar 4. Grafik akurasi algoritma FCM menggunakan pangkat sebesar 3.

Nilai pangkat yang dipilih adalah 4

Banyak iterasi pada proses perhitungan adalah sebanyak 72 iterasi dengan nilai pusat adalah $V = \begin{bmatrix} 74.0162 & 77.2257 \\ 87.5611 & 75.6051 \end{bmatrix}$

Berdasarkan nilai V terakhir dapat disimpulkan bahwa kluster pertama memiliki kecenderungan bidang minat IPS, dan kluster kedua memiliki kecenderungan bidang minat IPA. Penyebaran masing-masing anggota kluster pada iterasi terakhir dapat dilihat pada grafik di bawah ini.



Gambar 5. Posisi kluster data pertama dan kedua dengan nilai pangkat 4.

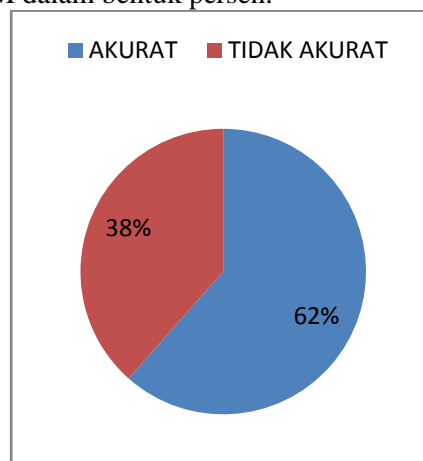
Selain nilai V , nilai yang diperoleh dari proses perhitungan adalah Derajat keanggotaan yang dipergunakan untuk mengetahui siswa tersebut cenderung masuk ke dalam kluster I atau II. Setelah mengetahui kecenderungan siswa masuk ke kluster I atau ke II. Berikut ini adalah hasil algoritma *fuzzy c-means*.

Tabel 5. Hasil algoritma *fuzzy c-means* dengan nilai pangkat 4

siswa	μ_1	μ_2	Kecenderungan peminatan		14	0.3284	0.0147	IPS	
			C1	C2					
					15	0.325	0.0251	IPS	
					16	0.313	0.0611	IPS	
1	0.3324	0.0027	IPS		17	0.3282	0.0153	IPS	
2	0.2904	0.1289	IPS		18	0.1237	0.629		IPA
3	0.3029	0.0913	IPS		19	0.3261	0.0217	IPS	
4	0.3119	0.0643	IPS		20	0.2644	0.2067	IPS	
5	0.3258	0.0226	IPS		21	0.3257	0.023	IPS	
6	0.3291	0.0126	IPS		22	0.2408	0.2775		IPA
7	0.3319	0.0042	IPS		23	0.3225	0.0324	IPS	
8	0.3271	0.0187	IPS		24	0.2023	0.393		IPA
9	0.3272	0.0184	IPS		25	0.3138	0.0585	IPS	
10	0.3237	0.029	IPS		26	0.3215	0.0356	IPS	
11	0.31	0.0699	IPS		27	0.2636	0.2091	IPS	
12	0.319	0.0431	IPS		28	0.325	0.0249	IPS	
13	0.3151	0.0547	IPS		29	0.3243	0.027	IPS	

30	0.2116	0.3652		IPA	42	0.1762	0.4714		IPA
31	0.3156	0.0531	IPS		43	0.3175	0.0474	IPS	
32	0.0854	0.7438		IPA	44	0.2615	0.2155	IPS	
33	0.2774	0.1677	IPS		45	0.2872	0.1384	IPS	
34	0.3156	0.0532	IPS		46	0.333	0.0011	IPS	
35	0.2333	0.3001		IPA	47	0.2802	0.1594	IPS	
36	0.0205	0.9386		IPA	48	0.0009	0.9973		IPA
37	0.3003	0.0992	IPS		49	0.3165	0.0505	IPS	
38	0.2929	0.1214	IPS		50	0.276	0.1719	IPS	
39	0.0458	0.8625		IPA	51	0.2596	0.2213	IPS	
40	0.1963	0.411		IPA	52	0.0519	0.8444		IPA
41	0.2907	0.1278	IPS						

Dari hasil akurasi antara algoritma FCM dan bidang minat yang dipilih terdapat 20 hasil dari algoritma FCM yang tidak akurat, dan 32 hasil algoritma FCM akurat. Berikut ini adalah grafik akurasi algoritma FCM dalam bentuk persen.



Gambar 6. Grafik akurasi algoritma FCM menggunakan pangkat sebesar 4.

Berdasarkan uraian di atas dapat diperoleh suatu kesimpulan bahwa penetapan angka pangkat sebesar 2 akan menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi di bandingkan penetapan angka yang lain, maka dalam hal ini dianjurkan bahwa angka pangkat yang digunakan adalah sebesar 2.

PENUTUP

Nilai pangkat yang menghasilkan akurasi terbaik sebesar 2. Akurasi dari nilai pangkat 2 sebesar 92%. Maka dianjurkan untuk mengelompokkan bidang peminatan pada SMA Negeri 2 Banjar Baru dapat menggunakan algoritma FCM dengan penetapan nilai pangkat sebesar 2.

DAFTAR PUSTAKA

- Bahar,. 2011. **Penentuan Jurusan Sekolah Menengah Atas Dengan Algoritma Fuzzy C-Means**. Program pascasarjana Magister Teknik Informatika, universitas Dian Nuswantoro.
- Bezdek, James., Ehrlic, Robert., Wiliam Full. 1983. *The Fuzzy C-Means Clustering Algorithm*. Logan University.
- Dunham, Margaret, H. 2003. *Data Mining Introductory and Advanced Topics*. New Jersey, Prentice Hall.
- Kusrini, 2006. *Algoritma Data Mining*. Penerbit ANDI, Yogyakarta
- Kusumadewi, S., Hartati, S., 2006, *Fuzzy Multy Attribute Decision making*. Graha Ilmu, Yogyakarta.