

Pemilihan Jurusan Bagi Calon Mahasiswa Baru Dengan Algoritma Fuzzy C-Means

Andry Rustiawan
Teknik Komputer
AMIK BSI Jakarta

Jl. RS. Fatmawati No. 24, Pondok Labu, Jakarta Selatan
andry.adr@bsi.ac.id

ABSTRACT

Currently the development of education world is growing rapidly along with the development of technology. This is what causes both public and private universities open many kinds of courses from various disciplines. With the increasing number of courses offered, the choice for prospective students is increasingly diverse, so they can choose courses that suit their interests and abilities.

Currently many new prospective students who choose the course of study only based on the influence of friends or follow the wishes of parents regardless of the background of the majors they follow during high school, and this will be able to affect their academic achievement later because it is not in accordance with the basic knowledge that they gained during school.

Based on the description above, the authors conducted a research based on the data - existing data to determine the relationship between the origin of high school majors with the development of students' academic achievement in AMIK Bina Sarana Informatika available at this moment. From the data - the data is the author divided them into groups / clusters based on value - average high school Diploma and GPA during lectures. This division aims to be done pengoahan data by the method of Fuzzy C - Means.

Keywords: *clustering, Majors Student, Fuzzy C - Means.*

I. Pendahuluan

Saat ini perkembangan dunia pendidikan semakin pesat seiring dengan berkembangnya teknologi. Hal inilah yang menyebabkan perguruan tinggi baik negeri maupun swasta banyak membuka berbagai jenis program studi dari berbagai bidang disiplin ilmu. Dengan semakin banyaknya program studi yang ditawarkan maka pilihan bagi para calon mahasiswa barupun semakin beragam, sehingga mereka dapat memilih program studi yang sesuai dengan minat dan kemampuan masing - masing.

Dengan banyaknya program studi yang dibuka oleh berbagai perguruan tinggi tersebut maka tingkat persaingan antar perguruan tinggi dalam menerima mahasiswa baru pun semakin meningkat, hal ini berakibat pada semakin langgarnya proses penyaringan dalam penerimaan mahasiswa baru. Sehingga para calon mahasiswa baru yang berasal dari berbagai latar belakang jurusan waktu studi di SLTA dapat memilih berbagai program studi yang ditawarkan. Sedangkan pada saat ini banyak para calon mahasiswa baru yang memilih program studinya hanya berdasarkan pengaruh akan teman atau mengikuti keinginan orang tua tanpa melihat latar belakang jurusan yang mereka ikuti sewaktu SLTA, dan hal ini nantinya akan dapat berpengaruh pada prestasi akademik mereka nantinya karena tidak sesuai dengan dasar keilmuan yang mereka peroleh sewaktu sekolah.

Karena tidak ada kesamaan materi yang mereka peroleh sewaktu di SLTA dengan di bangku kuliah maka ini berakibat mereka harus belajar lagi dari awal untuk dapat memahami materi yang diperoleh di program studi yang mereka pilih di perguruan tinggi. Memang bagi beberapa mahasiswa hal ini bukan merupakan suatu halangan tetapi merupakan tantangan bagi mereka, tetapi tidak sedikit pula yang mempengaruhi prestasi akademik mereka bahkan tidak sedikit pula yang menghentikan perkuliahan mereka sebelum masa studinya berakhir karena sudah tidak dapat mengikuti materi yang diberikan.

Berdasarkan uraian diatas maka penulis telah melakukan kajian berdasarkan data - data yang telah ada untuk mengetahui pengaruh antara asal jurusan SLTA dengan perkembangan prestasi akademik mahasiswa. Nantinya penulis bertujuan memakai hasil kajian ini sebagai bahan masukan saran bagi calon mahasiswa baru yang akan memilih program studi di AMIK Bina Sarana Informatika agar tidak salah dalam memilih program studi, dan bagi para orang tua calon mahasiswa baru agar dapat memahami program studi yang akan dipilih oleh putra putri mereka sesuai dengan latar belakang jurusan pada waktu SLTA.

II. Metode Penelitian

Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah metode analisis kuantitatif. Agar

mendapatkan gambaran yang lebih mendalam dan lengkap objek yang akan diteliti dengan pengambilan data dari AMIK Bina Sarana Informatika.

Teknik analisis data dengan menggunakan data kuantitatif berupa kaidah – kaidah matematika terhadap angka atau numerik. Analisa dilakukan melalui data nilai rata – rata nilai rata – rata Ijasah hasil dari tes potensi akademik juga nilai IPK terakhir dengan menggunakan pengujian algoritma *Fuzzy C – Means* dengan bantuan *software MalLab*. Menurut [Irfan 2011] jika data model dan data validasi diatas 65 % maka hasil tersebut dapat dinyatakan akurat.

Fuzzy C-means Clustering (FCM), atau dikenal juga sebagai *Fuzzy ISODATA*, merupakan salah satu metode clustering yang merupakan bagian dari metode *Hard K-Means*. FCM menggunakan model pengelompokan *fuzzy* sehingga data dapat menjadi anggota dari semua kelas atau *cluster* terbentuk dengan derajat atau tingkat keanggotaan yang berbeda antara 0 hingga 1. Tingkat keberadaan data dalam suatu kelas atau *cluster* ditentukan oleh derajat keanggotaannya. Teknik ini pertama kali diperkenalkan oleh Jim Bezdek pada tahun 1981.

Algoritma *Fuzzy C – Means (FCM)* adalah sebagai berikut :

- 1) *Input data* yang akan di *cluster X* , berupa matriks berukuran $n \times m$ (n = jumlah sampel data, m = atribut setiap data). X_{ij} = data sampel ke – i ($i = 1, 2, \dots, n$), atribut ke – j ($j = 1, 2, \dots, m$).
- 2) Tentukan :
 - a. Jumlah *cluster* = c ;
 - b. Pangkat = w ;
 - c. Maksimum iterasi = $MaxIter$;
 - d. *Error* terkecil yang diharapkan = ξ ;
 - e. Fungsi objektif awal = $P_0 = 0$;
 - f. Iterasi awal = $t = 1$;
- 3) Bangkitkan bilangan random μ_{ik} , $i = 1, 2, \dots, n$; dan $k = 1, 2, \dots, c$; sebagai elemen – elemen matriks partisi awal U .

$$Q_i = \sum_{k=1}^c \mu_{ik}$$

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

Hitung :

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

- 4) Hitung pusat *cluster* ke – k ; V_{kj} , dengan $k = 1, 2, \dots, c$; dan $j = 1, 2, \dots, m$ [Yan 1994]

$$V_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^n ((\mu_{ik})^w * X_{ij})}{\sum_{i=1}^n (\mu_{ik})^w}$$

- 5) Hitung fungsi objektif pada iterasi ke – t , P_t [Yan 1994] :

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

- 6) Hitung perubahan matriks partisi [Yan 1994] :

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

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

- 7) Cek kondisi berhenti :

- Jika : ($P_t - P_{t-1} < |\xi$) atau ($t > MaxIter$) maka berhenti;
- Jika tidak : $t = t + 1$, ulangi langkah ke – 4.

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y}_t)^2}{n}$$

Mean Squared Error (MSE) merupakan metode alternatif dalam mengevaluasi suatu teknik peramalan, dimana setiap kesalahan atau residual dikuadratkan yang biasanya menghasilkan kesalahan yang lebih kecil tetapi kadang-kadang menghasilkan yang sangat besar.

III. Hasil dan Pembahasan

Secara umum tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui keakuratan algoritma FCM terhadap pemilihan jurusan bagi calon mahasiswa baru di AMIK BSI. Data yang dianalisa adalah data dari mahasiswa yang pernah studi di AMIK BSI yaitu hasil rata – rata nilai UN, nilai ijasah SMA dan nilai IPK sewaktu kuliah.

Peminatan jurusan yang akan dianalisis adalah jurusan Manajemen Informatika, Komputer Akuntansi dan Tehnik Komputer. Atribut dari penelitian ini adalah rata – rata nilai lokal pada ijasah SMA dan nilai IPK semasa perkuliahan.

| No. | Nama | KIK | J. Kul | KIS | SMA | Nilai UN | Nilai Ijasah | IPK |
|-----|----------------------------|-----|--------|-----|----------------------|----------|--------------|------|
| 1 | Wenny Rizki Hanifa | 11 | KA | 2 | IPS | 40.33 | 56.75 | 0.00 |
| 2 | Ika Susanti | 11 | KA | 2 | Akuntansi | 24.8 | 43.37 | 0.36 |
| 3 | Siti Nasiroh | 11 | KA | 2 | Akuntansi | 27.56 | 40.94 | 1.15 |
| 4 | Natalia | 11 | KA | 2 | Sekretaris | 20.5 | 54.82 | 1.26 |
| 5 | Neti Puspita Riantiringsih | 11 | KA | 2 | IPA | 47.65 | 21.5 | 1.36 |
| 6 | Puriko Ambarta | 11 | KA | 2 | IPS | 39.79 | 44 | 2.10 |
| 7 | Reyditia Klinsman | 11 | KA | 2 | IPS | 47.1 | 32.6 | 2.13 |
| 8 | Aghna Oktaviana | 11 | KA | 2 | IPS | 43.2 | 48.4 | 2.21 |
| 9 | Rini Amelia | 11 | KA | 2 | IPS | 41.9 | 48.74 | 2.30 |
| 10 | Agus Hidayat Tantowi | 11 | KA | 2 | IPS | 41.5 | 41 | 2.54 |
| 11 | Gumiati | 11 | KA | 2 | IPS | 47.7 | 27.7 | 2.54 |
| 12 | Stefanus Ade Gunawan | 11 | KA | 2 | Sekretaris | 28.99 | 63.09 | 2.55 |
| 13 | Anita Rosaria Indah | 11 | KA | 2 | IPS | 46.5 | 35.63 | 2.56 |
| 14 | Gladys Stevani Anastasia | 11 | KA | 2 | Akuntansi | 31.53 | 45.76 | 2.59 |
| 15 | V. Hendro Haryono | 11 | KA | 2 | Sekretaris | 30 | 48.35 | 2.59 |
| 16 | Aldi Kurniawan | 11 | KA | 2 | IPS | 23.87 | 67.49 | 2.64 |
| 17 | Ahmad Sofian | 11 | KA | 2 | IPS | 11.25 | 45 | 2.65 |
| 18 | Desi Lestari | 11 | KA | 2 | Akuntansi | 28.28 | 51.21 | 2.67 |
| 19 | Ima Tairas | 11 | KA | 2 | Sekretaris | 38.4 | 34.98 | 2.70 |
| 20 | Risman Akbar | 11 | KA | 2 | Akuntansi | 27.75 | 47.17 | 2.75 |
| 21 | Irmayani | 11 | KA | 2 | Akuntansi | 30.39 | 38.02 | 2.82 |
| 22 | Rika Ayustina | 11 | KA | 2 | Akomodasi Perhotelan | 25 | 70.41 | 2.82 |
| 23 | Rina Purnamasari | 11 | KA | 2 | Penjualan | 27.83 | 58.39 | 2.82 |
| 24 | Bayu Wicaksono | 11 | KA | 1 | IPS | 22.58 | 69.48 | 2.87 |
| 25 | Nofella Sinta Sipayung | 11 | KA | 2 | Sekretaris | 27.6 | 54.82 | 2.88 |

Data di atas akan digunakan sebagai data parameter uji coba peminatan menggunakan algoritma FCM. Setelah parameter nilai rata-rata bidang minat diketahui selanjutnya dilakukan

pemetaan/ klustering data menggunakan algoritma FCM. Berikut ini adalah perhitungan manual dari algoritma FCM.

A. Menetapkan matriks partisi awal U berupa matriks berukuran $n \times m$ (n adalah jumlah sampel data, yaitu sebanyak 150, dan m adalah parameter/ atribut setiap data, yaitu sebanyak 2) elemen dari matriks U dinotasikan X_{ij} yang artinya data nilai sampel ke- i ($1,2,3,\dots,n$) dan atribut ke- j ($1,2,3,\dots,m$).

B. Menentukan parameter :

- 1) Jumlah clusster (c) : 3
- 2) Pangkat (w) : 2
- 3) Maximum iterasi (Maxiter) : 150
- 4) Error terkecil yang diharapkan (ϵ) : 10^{-5}
- 5) Fungsi objektif awal (P_c) : 0
- 6) Iterasi awal (t) : 1

C. Membangkitkan bilangan random μ_{ik} , $i=1,2,\dots,n$; $k=1,2,\dots,c$; sebagai elemenelemen matriks partisi awal (U).

Berdasarkan persamaan matrik awal (u_0) secara random yang terbentuk dengan menggunakan MatLab.

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

D. Menentukan Pusat Klaster (V)

Pada iterasi pertama, dengan menggunakan persamaan :

$$V_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^{150} ((\mu_{ik})^2 * X_{ij})}{\sum_{i=1}^{150} (\mu_{ik})^2}$$

Pusat kluster (V) yang terbentuk pada iterasi pertama :

$$V1 = \begin{pmatrix} 31.9644 & 47.8531 & 2.5089 \\ 33.4030 & 46.8598 & 2.5393 \\ 33.0655 & 47.3286 & 2.4944 \end{pmatrix}$$

E. Menghitung Fungsi Objektif (P)

Fungsi objektif pada iterasi pertama (p_1) dihitung dengan menggunakan persamaan :

$$P_1 = \sum_{i=1}^{150} \sum_{k=1}^3 \left(\left[\sum_{j=1}^2 (X_{ij} - V_{kj})^2 \right] (\mu_{ik})^2 \right)$$

Hasil perhitungan secara rinci dapat dilihat pada Tabel dibawah ini Hasil Perhitungan Fungsi Objektif pada Iterasi Petama.

| Mahasiswa | Kuadrat Derajat Keanggotaan | | | L1 | L2 | L3 | LT = L1 + L2 + L3 |
|-----------|-----------------------------|-----------|-----------|----------|----------|----------|-------------------|
| | μ_1^2 | μ_2^2 | μ_3^2 | | | | |
| 1 | 0.1934 | 0.1413 | 0.1298 | 13.5364 | 77.0206 | 141.9315 | 232.4885 |
| 2 | 0.1156 | 0.0001 | 0.3009 | 5.9336 | 0.0097 | 321.8065 | 327.7499 |
| 3 | 0.0987 | 0.1763 | 0.0685 | 1.9151 | 10.0159 | 69.8140 | 81.7450 |
| 4 | 0.1333 | 0.5681 | 0.3568 | 17.5197 | 260.5639 | 360.9022 | 638.9858 |
| 5 | 0.1546 | 0.6303 | 0.0024 | 38.0390 | 89.2986 | 2.4432 | 129.7808 |
| 6 | 0.3499 | 0.8464 | 0.3262 | 21.4262 | 95.0477 | 312.7379 | 429.2118 |
| 7 | 0.0143 | 0.7135 | 0.4913 | 3.2824 | 0.4601 | 470.1391 | 473.8816 |
| 8 | 0.0015 | 0.1353 | 0.9260 | 0.1832 | 30.4251 | 881.6296 | 912.2379 |
| 9 | 0.2103 | 0.3854 | 0.5633 | 20.7614 | 90.6534 | 533.1254 | 644.5402 |
| 10 | 0.7567 | 0.5348 | 0.5476 | 68.8073 | 30.8656 | 510.2570 | 609.9300 |
| 11 | 0.8727 | 0.0376 | 0.1865 | 216.0958 | 1.2228 | 173.8169 | 391.1355 |
| 12 | 0.0699 | 0.8187 | 0.4023 | 6.6185 | 721.5024 | 374.6540 | 1096.7749 |
| 13 | 0.0257 | 0.3240 | 0.6448 | 5.4292 | 1.6068 | 600.0499 | 607.0859 |
| 14 | 0.7620 | 0.3992 | 0.0070 | 0.1438 | 60.9516 | 6.5377 | 67.6331 |
| 15 | 0.0568 | 0.0549 | 0.8940 | 0.2184 | 12.2751 | 830.2803 | 842.7738 |
| 16 | 0.4171 | 0.3012 | 0.8389 | 27.3253 | 349.9498 | 776.5538 | 1153.8290 |
| 17 | 0.9249 | 0.8679 | 0.3624 | 401.1510 | 116.7213 | 335.2609 | 853.1332 |
| 18 | 0.4421 | 0.1124 | 0.0643 | 6.0013 | 35.6278 | 59.4179 | 101.0470 |
| 19 | 0.7576 | 0.4297 | 0.7630 | 9.6252 | 1.0686 | 703.5366 | 714.2304 |
| 20 | 0.0001 | 0.1536 | 0.2636 | 0.0017 | 29.1091 | 242.2374 | 271.3483 |
| 21 | 0.0188 | 0.3935 | 0.5368 | 0.0465 | 8.3882 | 491.1045 | 499.5393 |
| 22 | 0.6704 | 0.4887 | 0.1783 | 32.5179 | 669.3394 | 163.0640 | 864.9213 |
| 23 | 0.1851 | 0.1578 | 0.9243 | 3.1635 | 98.5024 | 845.5315 | 947.1973 |
| 24 | 0.7926 | 0.1711 | 0.0052 | 69.8049 | 222.6496 | 4.7397 | 297.1942 |
| 25 | 0.5401 | 0.4293 | 0.3063 | 10.2874 | 196.9088 | 279.0455 | 486.2417 |

Dengan :

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

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

F. Menghitung Perubahan Matrik Partisi (U) :
Perubahan Matrik Partisi (U) dihitung dengan menggunakan persamaan :

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

Hasil perhitungan secara rinci dapat dilihat pada Tabel dibawah ini Hasil Perhitungan Derajat Keanggotaan Baru (Matrik Partisi Baru)

| No | L1 | L2 | L3 | LT | μ_1^2 | μ_2^2 | μ_3^2 |
|----|----------|----------|----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | | | | | L1/LT | L2/LT | L3/LT |
| 1 | 13.5364 | 77.0206 | 141.9315 | 232.4885 | 0.0582 | 0.3313 | 0.6105 |
| 2 | 5.9336 | 0.0097 | 321.8065 | 327.7498 | 0.0181 | 0.0000 | 0.9819 |
| 3 | 1.9151 | 10.0159 | 69.8140 | 81.7450 | 0.0234 | 0.1225 | 0.8540 |
| 4 | 17.5197 | 260.5639 | 360.9022 | 638.9858 | 0.0274 | 0.4078 | 0.5648 |
| 5 | 38.0390 | 89.2986 | 2.4432 | 129.7808 | 0.2931 | 0.6881 | 0.0188 |
| 6 | 21.4262 | 95.0477 | 312.7379 | 429.2118 | 0.0499 | 0.2214 | 0.7286 |
| 7 | 3.2824 | 0.4601 | 470.1391 | 473.8816 | 0.0069 | 0.0010 | 0.9921 |
| 8 | 0.1832 | 30.4251 | 881.6296 | 912.2379 | 0.0002 | 0.0334 | 0.9664 |
| 9 | 20.7614 | 90.6534 | 533.1254 | 644.5402 | 0.0322 | 0.1406 | 0.8271 |
| 10 | 68.8073 | 30.8656 | 510.2570 | 609.9299 | 0.1128 | 0.0506 | 0.8366 |
| 11 | 216.0958 | 1.2228 | 173.8169 | 391.1355 | 0.5525 | 0.0031 | 0.4444 |
| 12 | 6.6185 | 721.5024 | 374.6540 | 1096.7749 | 0.0006 | 0.6578 | 0.3416 |
| 13 | 5.4292 | 1.6068 | 600.0499 | 607.0859 | 0.0089 | 0.0026 | 0.9884 |
| 14 | 0.1438 | 60.9516 | 6.5377 | 67.6331 | 0.0021 | 0.9012 | 0.0967 |
| 15 | 0.2184 | 12.2751 | 830.2803 | 842.7738 | 0.0003 | 0.0146 | 0.9852 |
| 16 | 27.3253 | 349.9498 | 776.5538 | 1153.8289 | 0.0237 | 0.3033 | 0.6730 |
| 17 | 401.1510 | 116.7213 | 335.2609 | 853.1332 | 0.4702 | 0.1368 | 0.3930 |
| 18 | 6.0013 | 35.6278 | 59.4179 | 101.0470 | 0.0594 | 0.3526 | 0.5880 |
| 19 | 9.6252 | 1.0686 | 703.5366 | 714.2304 | 0.0135 | 0.0015 | 0.9850 |
| 20 | 0.0017 | 29.1091 | 242.2374 | 271.3482 | 0.0000 | 0.1073 | 0.8927 |
| 21 | 0.0465 | 8.3882 | 491.1045 | 499.5392 | 0.0001 | 0.0168 | 0.9831 |
| 22 | 32.5179 | 669.3394 | 163.0640 | 864.9213 | 0.0376 | 0.7739 | 0.1885 |
| 23 | 3.1635 | 98.5024 | 845.5315 | 947.1974 | 0.0033 | 0.1040 | 0.8927 |
| 24 | 69.8049 | 222.6496 | 4.7397 | 297.1942 | 0.2349 | 0.7492 | 0.0159 |
| 25 | 10.2874 | 196.9088 | 279.0455 | 486.2417 | 0.0212 | 0.4050 | 0.5739 |

G. Mengecek Kondisi Berhenti

Karena $|P_1 - P_0| = |17375.8664 - 0| = 17375.8664 \gg \xi (10^{-5})$, dan iterasi = 1 < MaxIter (= 100), maka proses dilanjutkan ke iterasi ke dua ($t = 2$).

Pada iterasi ke dua ditentukan kembali 3 pusat kluster V_{kj} (seperti

perhitungan pada iterasi pertama) dengan $k = 1,23$ dan $j = 1, 2$. Hasilnya sebagai berikut :
 $V_2 = \begin{matrix} 50.9474 & 2.4198 \\ 49.0950 & 2.4929 \end{matrix}$

Fungsi objektif pada iterasi ke dua (P_2) juga dihitung seperti cara perhitungan fungsi objektif pada iterasi pertama. Hasilnya adalah :

$$P_2 = \sum_{i=1}^{150} \sum_{k=1}^2 \left(\left[\sum_{j=1}^2 (X_{ij} - v_{kj})^2 \right] (\mu_{ik})^2 \right) = 125439.7553$$

Karena $P_2 - P_1 = 125439.7553 - 117375.8664 = 8083.8889 > \xi (10^{-5})$, dan iterasi = 2 < MaxIter (=150), maka dilanjutkan ke proses selanjutnya ke iterasi ketiga ($t = 3$).

Demikian seterusnya , hingga $P_t - P_{t-1} < \xi$, atau $t > \text{MaxIter}$. Dalam penelitian ini , proses berhenti setelah iteasi ke 114.

Pada iterasi terakhir (iterasi ke 114) ini, pusat klaster V_{kj} yang dihasilkan (software MatLab) dengan $k = 1,2$; dan $j = 1,2$; adalah :

$$V = \begin{pmatrix} 29.1023 & 47.2410 & 2.6147 \\ 42.7706 & 35.8398 & 2.5743 \\ 24.0042 & 67.0292 & 2.3446 \end{pmatrix}$$

Berdasarkan matriks V iterasi terakhir dan dapat diperoleh informasi bahwa pada pembagian nilai yang berdasarkan nilai UN SMA dapat dikelompokkan/diklaster dalam dua kelompok berdasarkan nilai rata-rata UN SMA, yaitu:

1. Kelompok Pertama (kluster pertama), terdiri atas mahasiswa yang mendapat nilai rata – rata UN SMA sekitar 29.1023 .
2. Kelompok Kedua (kluster kedua), terdiri atas mahasiswa yang mendapat nilai rata – rata UN SMA sekitar 42.7706 .
3. Kelompok Ketiga (kluster kedua), terdiri atas mahasiswa yang mendapat nilai rata – rata UN SMA sekitar 24.0042.

Berdasarkan matriks V iterasi terakhir dan dapat diperoleh informasi bahwa pada pembagian nilai yang berdasarkan nilai rata rata Ijasah SMA dapat dikelompokkan/diklaster dalam dua kelompok berdasarkan nilai rata rata Ijasah SMA, yaitu:

1. Kelompok Pertama (kluster pertama), terdiri atas mahasiswa yang mendapat nilai rata – rata Ijasah SMA sekitar 47.2410 .
2. Kelompok Kedua (kluster kedua), terdiri atas mahasiswa yang mendapat nilai rata – rata Ijasah SMA sekitar 35.8398 .
3. Kelompok Ketiga (kluster ketiga), terdiri atas mahasiswa yang mendapat nilai rata – rata Ijasah SMA sekitar 67.0292 .

Berdasarkan matriks V iterasi terakhir dan gambar IV.2 dapat diperoleh informasi bahwa pada pembagian nilai yang berdasarkan nilai IPK dapat dikelompokkan/diklaster dalam dua kelompok berdasarkan nilai IPK, yaitu:

1. Kelompok Pertama (kluster pertama), terdiri atas mahasiswa yang mendapat nilai IPK sekitar 2.6147.
2. Kelompok Kedua (kluster kedua), terdiri atas mahasiswa yang mendapat nilai IPK sekitar 2.5743.
3. Kelompok Ketiga (kluster ketiga), terdiri atas mahasiswa yang mendapat nilai IPK sekitar 2.3446.

Dari matriks partisi baru terakhir dapat diperoleh informasi mengenai kecenderungan mahasiswa untuk masuk ke kelompok tertentu . Derajat keanggotaan terbesar menunjukkan keberhasilan seorang mahasiswa dalam memilih jurusan yang diminati.Tabel dibawah ini Derajat Keanggotaan Tiap Data Pada Setiap Klaster dengan FCM (Pada Iterasi Terakhir)

| Mahasiswa | Nilai Rata Rata | | Derajat Keanggotaan (μ) pada Iterasi Terakhir | | | Kecenderungan Data | | | |
|-----------|-----------------|--------|---|-------------|-------------|--------------------|----|----|----|
| | UN | Ijasah | IPK | (μ_1) | (μ_2) | (μ_3) | C1 | C2 | C3 |
| 1 | 40.33 | 56.75 | 0.00 | 0.4043 | 0.2849 | 0.3109 | * | | |
| 2 | 24.8 | 43.37 | 0.36 | 0.6336 | 0.2007 | 0.1657 | * | | |
| 3 | 27.56 | 40.94 | 1.15 | 0.6005 | 0.2480 | 0.1515 | * | | |
| 4 | 20.5 | 54.82 | 1.26 | 0.4348 | 0.1714 | 0.3938 | * | | |
| 5 | 47.65 | 21.5 | 1.36 | 0.2697 | 0.5635 | 0.1669 | | * | |
| 6 | 39.79 | 44 | 2.10 | 0.3724 | 0.4785 | 0.1491 | | * | |
| 7 | 47.1 | 32.6 | 2.13 | 0.1713 | 0.7328 | 0.0959 | | * | |
| 8 | 43.2 | 48.4 | 2.21 | 0.3767 | 0.4240 | 0.1993 | | * | |
| 9 | 41.9 | 48.74 | 2.30 | 0.3999 | 0.3986 | 0.2015 | * | | |
| 10 | 41.5 | 41 | 2.54 | 0.2466 | 0.6442 | 0.1092 | * | | |
| 11 | 47.7 | 27.7 | 2.54 | 0.2261 | 0.6410 | 0.1329 | * | | |
| 12 | 28.99 | 63.09 | 2.55 | 0.2492 | 0.1294 | 0.6214 | | * | |
| 13 | 46.5 | 35.63 | 2.56 | 0.1400 | 0.7841 | 0.0758 | | * | |
| 14 | 31.53 | 45.76 | 2.59 | 0.7600 | 0.1442 | 0.0958 | * | | |
| 15 | 30 | 48.35 | 2.59 | 0.8676 | 0.0693 | 0.0631 | * | | |
| 16 | 23.87 | 67.49 | 2.64 | 0.0259 | 0.0147 | 0.9595 | | | * |
| 17 | 11.25 | 45 | 2.65 | 0.4435 | 0.2431 | 0.3134 | * | | |
| 18 | 28.28 | 51.21 | 2.67 | 0.6948 | 0.1333 | 0.1718 | * | | |
| 19 | 28.4 | 34.98 | 2.70 | 0.4479 | 0.3821 | 0.1700 | * | | |
| 20 | 27.75 | 47.17 | 2.75 | 0.6775 | 0.0635 | 0.0591 | * | | |
| 21 | 30.39 | 38.02 | 2.82 | 0.4888 | 0.3636 | 0.1526 | * | | |
| 22 | 25 | 70.41 | 2.82 | 0.1216 | 0.0736 | 0.8047 | | | * |
| 23 | 27.83 | 58.39 | 2.82 | 0.3844 | 0.1595 | 0.4561 | | | * |
| 24 | 22.58 | 69.48 | 2.87 | 0.1038 | 0.0613 | 0.8348 | | | * |
| 25 | 27.6 | 54.82 | 2.88 | 0.5195 | 0.1653 | 0.3153 | * | | |

Berdasarkan nilai V pada itersi terakhir, yaitu :

$$V = \begin{pmatrix} 29.1023 & 47.2410 & 2.6147 \\ 42.7706 & 35.8398 & 2.5743 \\ 24.0042 & 67.0292 & 2.3446 \end{pmatrix}$$

Berdasarkan hasil penelitian maka dapat dilihat tingkat keberhasilan dalam menempuh studi berdasarkan asal jurusan SMA dan nilai rata – rata Ijasah dengan jurusan yang diambil semasa perkuliahan Tabel IV.8 Hasil Studi Asal Jurusan SMA dan Jurusan Perkuliahan Berdasarkan FCM (Data Training) yang dipergunakan sebagai data training.

| Mahasiswa | Jurusan | | Nilai Rata Rata | | IPK | Derajat keanggotaan | | |
|-----------|----------------------|-----|-----------------|--------|------|---------------------|-------------|-------------|
| | Kuliah | SMA | UN | Ijazah | | (μ_1) | (μ_2) | (μ_3) |
| 1.KA | IPS | | 40.33 | 56.75 | 0.00 | 0.4043 | 0.2849 | 0.3109 |
| 2.KA | Akuntansi | | 24.8 | 43.37 | 0.36 | 0.6336 | 0.2007 | 0.1657 |
| 3.KA | Akuntansi | | 27.56 | 40.94 | 1.15 | 0.5005 | 0.2480 | 0.3515 |
| 4.KA | Sekretaris | | 20.5 | 54.82 | 1.26 | 0.4348 | 0.1714 | 0.3938 |
| 5.KA | IPA | | 47.65 | 21.5 | 1.36 | 0.2697 | 0.5635 | 0.1669 |
| 6.KA | IPS | | 39.79 | 44 | 2.10 | 0.3724 | 0.4785 | 0.1491 |
| 7.KA | IPS | | 47.1 | 32.6 | 2.13 | 0.1713 | 0.7328 | 0.0959 |
| 8.KA | IPS | | 43.2 | 48.4 | 2.21 | 0.3767 | 0.4240 | 0.1993 |
| 9.KA | IPS | | 41.9 | 48.74 | 2.30 | 0.3999 | 0.3986 | 0.2015 |
| 10.KA | IPS | | 41.5 | 41 | 2.54 | 0.2456 | 0.6442 | 0.1092 |
| 11.KA | IPS | | 47.7 | 27.7 | 2.54 | 0.2261 | 0.6410 | 0.1329 |
| 12.KA | Sekretaris | | 28.99 | 63.09 | 2.55 | 0.2492 | 0.1294 | 0.6214 |
| 13.KA | IPS | | 46.5 | 35.63 | 2.56 | 0.1400 | 0.7841 | 0.0758 |
| 14.KA | Akuntansi | | 31.53 | 45.76 | 2.59 | 0.7600 | 0.1442 | 0.0958 |
| 15.KA | Sekretaris | | 30 | 48.35 | 2.59 | 0.8676 | 0.0693 | 0.0631 |
| 16.KA | IPS | | 23.87 | 67.49 | 2.64 | 0.0259 | 0.0147 | 0.9595 |
| 17.KA | IPS | | 11.25 | 45 | 2.65 | 0.4435 | 0.2431 | 0.3134 |
| 18.KA | Akuntansi | | 28.28 | 51.21 | 2.67 | 0.6948 | 0.1333 | 0.1718 |
| 19.KA | Sekretaris | | 28.4 | 34.98 | 2.70 | 0.4479 | 0.3821 | 0.1700 |
| 20.KA | Akuntansi | | 27.75 | 47.17 | 2.75 | 0.8775 | 0.0635 | 0.0591 |
| 21.KA | Akuntansi | | 30.39 | 38.02 | 2.82 | 0.4868 | 0.3606 | 0.1526 |
| 22.KA | Akomodasi Perhotelan | | 25 | 70.41 | 2.82 | 0.1216 | 0.0736 | 0.8047 |
| 23.KA | Penjualan | | 27.83 | 58.39 | 2.82 | 0.284 | 0.384 | 0.334 |
| 24.KA | IPS | | 22.58 | 69.48 | 2.87 | 0.1038 | 0.0613 | 0.8348 |
| 25.KA | Sekretaris | | 27.6 | 54.82 | 2.88 | 0.5195 | 0.1653 | 0.3153 |

Setelah data yang telah diklaster / dikelompokkan menjadi dua kelompok, maka langkah selanjutnya adalah menentukan hasil yang diperoleh dengan menggunakan FCM akurat atau tidak . Untuk menentukan tingkat ke akuratan dari algoritma maka digunakan suatu metode untuk pengecekan hasil dari algoritma FCM yaitu dengan metode MSE (Mean Squared Error) dimana hasilnya dapat dilihat pada Tabel dibawah Akurasi Hasil Algoritma FCM (Data Testing) sebagai data testing .Untuk menentukan hasilnya absolute diambil dari hasil yang lebih besar dari 20 sedangkan jika dibawah 20 tidak absolute.

Berdasarkan pada Tabel dibawah dapat diketahui hasil algoritma Fuzzy C – Means bahwa tingkat akurasinya totalnya adalah 8829.28 ,maka dapat disimpulkan bahwa algoritma Fuzzy C – Means memiliki tingkat keakuratan yang tinggi jadi dapat dikatakan bahwa algoritma ini dapat dipergunakan untuk mengetahui pengaruh asal jurusan SMA dan nilai rata – rata UN, rata – rata Ijasa SMA dengan prestasi akademik selama perkuliahan (IPK).

| Mahasiswa | Jurusan | | Nilai Rata Rata | | IPK | Derajat keanggotaan | | | MSE | Keterangan |
|-----------|----------------------|-----|-----------------|-------|------|---------------------|-------------|-------------|----------|--------------|
| | Kuliah | SMA | UN | Ijasa | | (μ_1) | (μ_2) | (μ_3) | | |
| 1.KA | IPS | | 40.33 | 56.75 | 0.00 | 0.4043 | 0.2849 | 0.3109 | 21.46663 | Absolute |
| 2.KA | Akuntansi | | 24.8 | 43.37 | 0.36 | 0.6336 | 0.2007 | 0.1657 | 67.05389 | Absolute |
| 3.KA | Akuntansi | | 27.56 | 40.94 | 1.15 | 0.6005 | 0.2480 | 0.1515 | 72.87133 | Absolute |
| 4.KA | Sekretaris | | 20.5 | 54.82 | 1.26 | 0.4348 | 0.1714 | 0.3938 | 6.70706 | Tdk Absolute |
| 5.KA | IPA | | 47.65 | 21.5 | 1.36 | 0.2697 | 0.5635 | 0.1669 | 66.59935 | Absolute |
| 6.KA | IPS | | 39.79 | 44 | 2.10 | 0.3724 | 0.4785 | 0.1491 | 73.87849 | Absolute |
| 7.KA | IPS | | 47.1 | 32.6 | 2.13 | 0.1713 | 0.7328 | 0.0959 | 97.57899 | Absolute |
| 8.KA | IPS | | 43.2 | 48.4 | 2.21 | 0.3767 | 0.4240 | 0.1993 | 54.23229 | Absolute |
| 9.KA | IPS | | 41.9 | 48.74 | 2.30 | 0.3999 | 0.3986 | 0.2015 | 53.46138 | Absolute |
| 10.KA | IPS | | 41.5 | 41 | 2.54 | 0.2456 | 0.6442 | 0.1092 | 91.63478 | Absolute |
| 11.KA | IPS | | 47.7 | 27.7 | 2.54 | 0.2261 | 0.6410 | 0.1329 | 80.65743 | Absolute |
| 12.KA | Sekretaris | | 28.99 | 63.09 | 2.55 | 0.2492 | 0.1294 | 0.6214 | 8.842776 | Tdk Absolute |
| 13.KA | IPS | | 46.5 | 35.63 | 2.56 | 0.1400 | 0.7841 | 0.0758 | 107.5419 | Absolute |
| 14.KA | Akuntansi | | 31.53 | 45.76 | 2.59 | 0.7600 | 0.1442 | 0.0958 | 98.02698 | Absolute |
| 15.KA | Sekretaris | | 30 | 48.35 | 2.59 | 0.8676 | 0.0693 | 0.0631 | 114.329 | Absolute |
| 16.KA | IPS | | 23.87 | 67.49 | 2.64 | 0.0259 | 0.0147 | 0.9595 | 126.6566 | Absolute |
| 17.KA | IPS | | 11.25 | 45 | 2.65 | 0.4435 | 0.2431 | 0.3134 | 20.89174 | Absolute |
| 18.KA | Akuntansi | | 28.28 | 51.21 | 2.67 | 0.6948 | 0.1333 | 0.1718 | 64.05964 | Absolute |
| 19.KA | Sekretaris | | 28.4 | 34.98 | 2.70 | 0.4479 | 0.3821 | 0.1700 | 65.34 | Absolute |
| 20.KA | Akuntansi | | 27.75 | 47.17 | 2.75 | 0.8775 | 0.0635 | 0.0591 | 116.6621 | Absolute |
| 21.KA | Akuntansi | | 30.39 | 38.02 | 2.82 | 0.4868 | 0.3606 | 0.1526 | 72.41206 | Absolute |
| 22.KA | Akomodasi Perhotelan | | 25 | 70.41 | 2.82 | 0.0786 | 0.0847 | 0.8348 | 55.7235 | Absolute |
| 23.KA | Penjualan | | 27.83 | 58.39 | 2.82 | 0.3844 | 0.1595 | 0.4561 | 1.156326 | Tdk Absolute |
| 24.KA | IPS | | 22.58 | 69.48 | 2.87 | 0.1038 | 0.0613 | 0.8348 | 67.27473 | Absolute |
| 25.KA | Sekretaris | | 27.6 | 54.82 | 2.88 | 0.5195 | 0.1653 | 0.3153 | 20.47954 | Absolute |

IV. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dengan menggunakan algoritma Fuzzy C – Means maka dapat dilihat tingkat keberhasilan dalam menempuh studi berdasarkan asal jurusan SMA berupa derajat keanggotaan untuk tiap – tiap cluster .

Agar mendapatkan tingkat akurasi yang lebih baik dalam penerapan algoritma FCM dalam melakukan pemilihan jurusan bagi calon mahasiswa baru serta untuk memberikan kontribusi yang besar di dunia riset, disarankan agar hasil penelitian ini dikembangkan lagi dengan

cara memodifikasi algoritma FCM yang digunakan saat ini dengan menggabungkannya dengan algoritma lain.

DAFTAR PUSTAKA

- Agusnaba. 2009, “Belajar Cepat Fuzzy Logic Menggunakan MatLab”. Yogyakarta , Andi
- Anniesty. 2012. *Perbedaan clustering dengan html*.<http://anniesty.blogspot.com/2012/05/perbedaan-custering-dengan.html>.
- Bahar. 2011. “Penentuan Jurusan Sekolah Menengah Atas dengan Algoritma Fuzzy C-Means”, Semarang : Universitas Dian Nuswantoro
- Cakra Ramadhana, Yohana Dewi Lulu W, Kartina Diah K. W. 2013.” *Data Mining dengan Algoritma Fuzzy C-Means Clustering Dalam Kasus Penjualan di PT Sepatu Bata*”http://eprints.dinus.ac.id/5184/1/P10-TI18-SEMANTIK-62_Cakra_Ramadhana_Politeknik_Caltex_Riau.pdf
- Hartati, Sri Kusuma Dewi.2008. ”*Neuro Fuzzy, Integrasi Sistem Fuzzy dan Jaringan Syaraf*” Yogyakarta : Graha Ilmu.
- Kusrini. 2006. “ Algoritma Data Mining”, Yogyakarta : Andi
- Kusumastuti, Beni Irawan. 2013. “ *CLUSTERING LULUSAN MAHASISWA MATEMATIKA FMIPA UNTAN PONTIANAK MENGGUNAKAN ALGORITMA FUZZY C-MEANS* “. <http://jurnal.untan.ac.id/index.php/jbmstr/article/view/1536>
- Kusumadewi, S, 2004. “*Aplikasi Logika Fuzzy Untuk Pendukung Keputusan*”, Yogyakarta : Graha Ilmu
- Larose, Daniel T. 2005. “ *Discovering Knowledge in Data : An Introduction to Data Mining* “. John Willey & Sons, Inc.
- Pramudiono,I. 2006. Apa Itu Data Mining ? Dalam <http://datamining.japati.net/-bin/indodm.cgi>
- Sudirman, Nerfita Nikentari, ST., M.Cs dan Martaleli Bettiza, S.Si., M.Sc. 2013 .“ Analisa Klasifikasi Status Gizi dengan Metode Fuzzy C-Means Menggunakan Aplikasi Berbasis Android “. <http://jurnal.umrah.ac.id/?p=1190>
- Sri dan Hari. 2010. “*Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung Keputusan*”. Yogyakarta : Edisi 2 Graha Ilmu.