

Implementasi Fuzzy C-Means dan Possibilistik C \square Means Pada Data Performance Mahasiswa

by Novita Chandra

Submission date: 16-Jan-2023 10:57PM (UTC-0700)

Submission ID: 1993977495

File name: Implementasi_Fuzzy_C-Means_dan_Possibilistik.pdf (348.84K)

Word count: 3150

Character count: 17763

30
Implementasi Fuzzy C-Means dan Possibilistik C-Means Pada Data Performance Mahasiswa

6
Gadis Retno Apsari¹, Mohammad Syaiful Pradana², Novita Eka Chandra³

¹Universitas Islam Darul Ulum Lamongan, gadisretnoapsari57@gmail.com

²Universitas Islam Darul Ulum Lamongan, syaifulp@unisda.ac.id

³Universitas Islam Darul Ulum Lamongan, novitaeka@unisda.ac.id

Abstract. Students are the most important component in a university, especially private universities especially Universitas Islam Darul 'ulum (Unisda) Lamongan. 27 of the most important roles of students for higher education is achievement. This study aims to determine the role of Fuzzy Clustering in classifying student performance data. The data includes GPA (Grade Point Average), ECCU (Extra-Curricular Credit Unit), attendance, and students' willingness to learn. So that groups of students who have the potential to have achievements can be identified. In this case, 19 the grouping of student performance data uses Fuzzy Clustering by applying the Fuzzy C-Means (FCM) and Possibilistic C-Means (PCM) algorithms with the help of Matlab. In the FCM algorithm, the membership degree is updated so as to produce a minimum objective function value. Meanwhile, the PCM algorithm uses a T matrix, which shows the peculiarities of the data which are also based on minimizing the objective function.

12
Keywords: Students Performance Data, Fuzzy Clustering, Fuzzy C-Means (FCM), Possibilistic C-Means (PCM).

Abstrak Mahasiswa merupakan komponen terpenting 14 dalam sebuah Perguruan Tinggi terutama Perguruan Tinggi Swasta seperti Universitas Islam Darul 'ulum (Unisda) Lamongan. Salah satu peranan terpenting mahasiswa untuk perguruan tinggi adalah prestasi. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui peranan Fuzzy Clustering dalam mengelompokkan data performance mahasiswa. Data tersebut meliputi IPK (Indeks Prestasi Kumulatif), SKEK (Satuan Kredit Ekstra Kurikuler), presensi, dan kemauan belajar mahasiswa. Sehingga kelompok mahasiswa yang berpotensi memiliki prestasi dapat diketahui. Da 16 hal ini pengelompokan data performance mahasiswa menggunakan Fuzzy Clustering dengan menerapkan algoritma Fuzzy C-Means (FCM) dan Possibilistic C-Mean 17 (PCM) dengan bantuan Matlab. Pada algoritma FCM, derajat keanggotaan diupdate sehingga menghasilkan nilai fungsi objective yang minimum. Sedangkan algoritma PCM menggunakan suatu matriks T, yang menunjukkan kekhasan dari suatu data juga didasarkan pada minimisasi fungsi obyektif.

12
Kata kunci: Data Performance Mahasiswa, Fuzzy Clustering, Fuzzy C-Means (FCM), Possibilistic C-Means (PCM).

1 Pendahuluan

Mahasiswa merupakan komponen terpenting dalam sebuah Perguruan Tinggi terutama Perguruan Tinggi Swasta seperti Universitas Islam Darul 'ulum (Unisda) Lamongan. Salah satu peranan terpenting mahasiswa untuk perguruan tinggi adalah prestasi. Peranan mahasiswa dilingkungan Perguruan Tinggi sangatlah dibutuhkan. Terlebih jika mahasiswa mempunyai kemauan yang tinggi dalam menuntut ilmu, sehingga dapat mengharumkan nama Perguruan Tinggi.

Hal yang perlu dilakukan untuk mengetahui mahasiswa berprestasi tersebut dengan cara mengelompokkan mahasiswa berdasarkan aspek -aspek kemahasiswaan seperti: IPK (Indeks Prestasi Kumulatif), SKEK (Satuan Kredit Ekstra Kurikuler), presensi kehadiran dan kemauan belajar mahasiswa. Pengelompokan data bertujuan untuk mengetahui kelompok mahasiswa yang berpotensi untuk menjadi mahasiswa berprestasi.

Clustering adalah suatu alat untuk analisa data yang memecahkan permasalahan penggolongan. Suatu algoritma *clustering* dikatakan sebagai algoritma *fuzzy clustering* jika dan hanya jika algoritma tersebut menggunakan parameter strategi adaptasi secara *soft competitive (non - crisp)* [1]. Sebagian besar algoritma *fuzzy clustering* didasarkan atas optimasi fungsi obyektif atau modifikasi dari fungsi obyektif tersebut. Dalam hal ini pengelompokan data performance mahasiswa menggunakan *Fuzzy Clustering* dengan menerapkan algoritma *Fuzzy C-Means* (FCM) dan *Possibilistic C-Means* (PCM) dengan bantuan *Matlab*.

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui peranan *Fuzzy Clustering* dalam mengelompokkan data performance mahasiswa. Data yang sudah dikelompokkan maka diharapkan data tersebut akan mempermudah Perguruan Tinggi dalam mengetahui potensi mahasiswa berdasarkan kriteria yang diberikan.

2 Tinjauan Pustaka

Clustering merupakan teknik multivariat yang bertujuan untuk mengelompokkan atau mengcluster suatu objek menjadi beberapa bagian berdasarkan karakteristik dan kemungkinan yang sama sehingga setiap anggota pada satu *cluster* mempunyai kesamaan yang tinggi dan sangat berbeda pada satu *cluster* dengan *cluster* yang lain. *Clustering* biasanya diterapkan pada pengambilan keputusan, *image segmentation*, klasifikasi susunan gambar atau pola. Pada analisis *cluster* terdapat dua tipe pengelompokan yaitu *crisp clustering* dan *fuzzy clustering* sedangkan menurut [2] pada *fuzzy clustering* terdapat partisi possibilistik (*possibilistic partition*). Pada proses pengelompokan *crisp clustering* pembentukan kelompok dilakukan hingga setiap objek berada tepat pada satu kelompok dan mengabaikan kemungkinan jika suatu objek tersebut berada pada kelompok lain [3]. Akan tetapi jika objek yang akan dikelompokkan tersebut berada pada dua kelompok atau lebih maka di perlukan suatu metode yaitu *fuzzy clustering*. *Fuzzy clustering* merupakan metode pengelompokan suatu objek dengan mempertimbangkan derajat keanggotaan pada himpunan *fuzzy* sebagai dasar pembobotan [4].

Metode *fuzzy clustering* merupakan metode untuk mengcluster atau menentukan kelompok yang optimal dalam suatu ruang vektor yang jaraknya didasarkan pada bentuk normal *Euclidian*. Setiap data dilengkapi dengan derajat

8
keanggotaan himpunan *fuzzy* sehingga data mempunyai nilai kemungkinan untuk
8 sa bergabung pada setiap kelompok yang ada sehingga, data tidak terfokus pada
satu kelompok saja akan tetapi juga mempunyai kemungkinan untuk menjadi
anggota kelompok yang lain de 15 in derajat keanggotaan yang berbeda-beda [5].
Adapun yang termasuk pada metode *fuzzy clustering* yaitu *Fuzzy C-Means*
(FCM).

Pada *fuzzy clustering* terdapat partisi possibilistik (*possibilistic partition*).
Partisi possibilistik (*possibilistic partition*) merupakan metode untuk mengcluster
dengan menjelaskan *possibilistic* dan *probabilistic* yang diinterpretasikan pada
20 trik kekhasan atau *typicality value*. *Possibilistic partition* merupakan metode
untuk menentukan kelompok yang optimal dalam suatu ruang vektor yang jaraknya
didasarkan pada bentuk normal *Euclidian*. Pada *possibilistic partition* jumlah nilai
anggota suatu data pada semua *cluster* tidak harus satu akan tetapi untuk menjamin
suatu data menjadi anggota paling tidak satu *cluster* maka diharuskan ada nilai
keanggotaan yang lebih dari nol. Selain menunjukkan nilai kemungkinan dari suatu
data cenderung pada kelompok tertentu, *possibilistic partition* juga menunjukkan
nilai yang jauh dari *cluster* tertentu. Semakin tinggi nilai *possibilistic* pada suatu
data maka semakin besar kemungkinan suatu data masuk pada kelompok tertentu.
Adapun metode yang termasuk 24 *possibilistic partition* ialah *Possibilistic C-Means*
(PCM) dan campuran antara *Fuzzy C-Means* (FCM) pada *fuzzy clustering* dengan
Possibilistic C-Means (PCM) pada *possibilistic partition* ialah metode *Possibilistic*
Fuzzy C-Means (PFCM) [2].

3 Metode Penelitian

3.1 Fuzzy C – Means (FCM)

Fuzzy C – Means (FCM) adalah suatu teknik pengclusteran data yang mana
kebedaan tiap – tiap titik data dalam sebuah *cluster* ditentukan oleh derajat
keanggotaan. Teknik ini pertama kali diperkenalkan oleh Jim Bezdek pada tahun
1981. Konsep dasar *Fuzzy C – Means*, pertama kali adalah menentukan pusat
cluster, yang akan menandai lokasi rata-rata untuk tiap-tiap *cluster*. Pada kondisi
awal, pusat *cluster* ini 4 masih belum akurat. Tiap-tiap titik data memiliki derajat
keanggotaan tiap-tiap titik data secara berulang, maka akan dapat dilihat bahwa
pusat *cluster* akan bergerak menuju lokasi yang tepat. Perulangan ini didasarkan
pada minimalisasi fungsi obyektif yang menggambarkan jarak dari titik data yang
diberikan ke pusat *cluster* yang terbobot oleh derajat keanggotaan titik data
tersebut.

Algoritma *Fuzzy C – Means* (FCM) 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 = ξ
 - e. Fungsi obyektif awal = $P_0 = 0$
 - f. Iterasi awal = $t = 1$

3. Bangkitkan bilangan random $\mu_{ik}, i = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, c;$ sebagai elemen-elemen matriks partisi awal U .

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

dengan $j = 1, 2, \dots, n$. Hitung:

$$\mu_{ik} = \frac{\mu_{ik}}{Q_j} \quad (2)$$

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

$$V_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^n ((\mu_{ik})^w \cdot X_{ij})}{\sum_{i=1}^n (\mu_{ik})^w} \quad (3)$$

5. Hitung perubahan matriks partisi:

$$\mu_{ik} = \frac{[\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2]^{-\frac{1}{w-1}}}{\sum_{k=1}^c [\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2]^{-\frac{1}{w-1}}} \quad (4)$$

6. Cek kondisi berhenti:

- a. Jika: $(|Pt - Pt - 1| < \xi)$ atau $(t > MaxIter)$ maka berhenti;
- b. Jika tidak: $t = t + 1$, ulangi langkah ke-4.

3.2 Possibilistic C – Means (PCM)

Possibilistic C – Means (PCM) menggunakan suatu matriks T , yang menunjukkan kekhasan dari suatu data. *Possibilistic C – Means (PCM)* juga didasarkan pada minimisasi fungsi obyektif yang diberikan. Nilai keanggotaan pada setiap titik data dapat diinterpretasikan pada derajat kesesuaian atau derajat kemungkinan.

Algoritma *Possibilistic C – Means (PCM)* diberikan sebagai berikut [6].

1. Tentukan:
 - a. Matriks X berukuran $n \times m$, dengan $n =$ jumlah data yang akan di cluster, dan $m =$ jumlah variabel.
 - b. Jumlah cluster $= c$
 - c. Pangkat $= w$
 - d. Maksimum iterasi $= MaxIter$
 - e. Error terkecil $= \xi$
 - f. Koefisien untuk menghitung $\gamma = K$
2. Panggil algoritma FCM, hasil akhir dari proses clustering, yaitu matriks partisi U dan pusat cluster V , gunakan untuk menghitung:

$$\gamma_i = K \frac{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^w (d_{ik})^2}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^w} \quad (5)$$

dengan:

$$d_{ik} = d(x_k - v_i) = [\sum_{j=1}^m (X_{kj} - V_{ij})^2]^{-\frac{1}{2}} \quad (6)$$

3. Tetapkan iterasi awal $t = 1$, dan $\Delta = 1$;
4. Hitung matriks kekhasan, T , sebagai berikut:

$$t_{ik} = \left[1 + \left(\frac{(d_{ik})^2}{\gamma_i} \right)^{\frac{1}{w-1}} \right]^{-1} ; 1 \leq i \leq C; 1 \leq j \leq m \quad (7)$$

5. Hitung pusat *cluster V*, untuk setiap *cluster*:

4 Hasil dan Pembahasan

4.1 Pengelompokkan Menggunakan Algoritma *Fuzzy C – Means* (FCM)

Data-data mahasiswa dikelompokkan menjadi empat *cluster*. Pada Langkah pertama diberikan nilai awal untuk jumlah *cluster*, pangkat, maksimum iterasi dan kriteria pemberhentian sebagai berikut:

1. Matriks X berukuran 32×4
2. Jumlah *cluster* yang akan dibentuk = $c = 4$
3. Pangkat = $w = 2$
4. Maksimum iterasi = $MaxIter = 100$
5. Kriteria pemberhentian = $\xi = 10^{-6}$

Setelah ditetapkan nilai awal pada langkah pertama, langkah selanjutnya yaitu bangkitkan bilangan random μ_{ik} sebagai elemen-elemen matriks partisi awal U . Selanjutnya menghitung pusat *cluster*. Dari hasil pengelompokkan menggunakan diperoleh pusat *cluster V* terakhir pada iterasi ke – 8, sebagai berikut:

$$V = \begin{matrix} & 3.76 & 3.56 & 3.77 & 3.74 \\ 14.99 & & 3.30 & 15.66 & 15.50 \\ 91.75 & 89.54 & 90.20 & 92.65 \\ 60.18 & 58.67 & 59.95 & 59.89 \end{matrix}$$

Nilai pada kolom ke – 1, 2, 3, dan 4 adalah nilai dari C_1, C_2, C_3 dan C_4 . Nilai pada baris ke – 1 adalah nilai IPK, nilai pada baris ke – 2 adalah perolehan jumlah SKEK, nilai pada baris ke – 3 adalah jumlah presentase presensi dan nilai pada baris ke – 4 adalah hasil presentase kemauan belajar. Nilai *cluster V* didapatkan berupa matriks berukuran 4×4 karena, jumlah *cluster* (c) yang dibentuk = 4 dan jumlah indikator aspek-aspek kemahasiswaan yang digunakan = 4, diantaranya nilai IPK, jumlah SKEK, presentase presensi dan presentase kemauan belajar.

Langkah selanjutnya memperbaiki matriks partisi. Pada iterasi ke – 8, nilai mutlak terbesar antara U^8 dan U^7 adalah $\Delta = 1.3944e - 007 < \xi$, sehingga proses berhenti dan menghasilkan matriks partisi baru.

Dari hasil *running* program dapat dilihat kecenderungan suatu data untuk masuk pada masing-masing *cluster*. Mahasiswa ke 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 18, 19, 20, 21, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 29, 30, dan 32 masuk dalam *cluster* pertama. Mahasiswa ke 1 dan 17 masuk dalam *cluster* kedua. Mahasiswa ke 2, 13, 22 dan 31 masuk dalam *cluster* keempat. Tidak ada mahasiswa yang masuk dalam *cluster* ketiga.

Selanjutnya, dari pusat *cluster V*, dapat disimpulkan bahwa:

- a. Secara Numeris
 - 1) *Cluster I* adalah mahasiswa yang memiliki rata-rata nilai IPK 3.76, jumlah SKEK 14.99, presentase kehadiran 91.75% dan kemauan belajar 60.18%.

- 2) *Cluster II* adalah mahasiswa yang memiliki rata-rata nilai IPK 3.56, jumlah SKEK 3.30, presentase kehadiran 89.54% dan kemauan belajar 58.67%.
- 3) *Cluster III* adalah mahasiswa yang memiliki rata-rata nilai IPK 3.77, jumlah SKEK 15.66, presentase kehadiran 90.20% dan kemauan belajar 59.95%.
- 4) *Cluster IV* adalah mahasiswa yang memiliki rata-rata nilai IPK 3.74, jumlah SKEK 15.50, presentase kehadiran 92.65% dan kemauan belajar 59.89%.

b. Secara Linguistik

Untuk membuat kesimpulan secara linguistik, menentukan kriteria bentuk linguistik berdasarkan kategori yang dijelaskan pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Kriteria Bentuk Linguistik

IPK	SKEK	Presensi	Kemauan Belajar	Kategori
$x > 3.70$	$x > 15$	$x > 90$	$x > 60$	Tinggi
$3.00 < x \leq 3.70$	$5 < x \leq 15$	$50 < x \leq 90$	$0 < x \leq 60$	Sedang
$x \leq 3.00$	$x \leq 5$	$x \leq 50$	$x \leq 30$	Rendah

Tabel 2. Hasil Kesimpulan Linguistik pada Algoritma FCM

No.	Cluster	IPK	SKEK	Presensi	Kemauan Belajar
1	<i>Cluster 1</i>	3.76/Tinggi	14.99/Sedang	91.75/Tinggi	60.18/Tinggi
2	<i>Cluster 2</i>	3.56/Sedang	3.30/Rendah	89.54/Sedang	58.67/Sedang
3	<i>Cluster 3</i>	3.77/Tinggi	15.66/Tinggi	90.20/Tinggi	59.95/Sedang
4	<i>Cluster 4</i>	3.74/Tinggi	15.50/Tinggi	92.65/Tinggi	59.89/Sedang

Dapat disimpulkan bahwa:

1. *Cluster I* adalah mahasiswa yang memiliki rata-rata nilai IPK tinggi, jumlah SKEK sedang, presentase kehadiran tinggi dan kemauan belajar tinggi.
2. *Cluster II* adalah mahasiswa yang memiliki rata-rata nilai IPK sedang, jumlah SKEK rendah, presentase kehadiran sedang dan kemauan belajar sedang.
3. *Cluster III* adalah mahasiswa yang rata-rata memiliki nilai IPK tinggi, jumlah SKEK tinggi, presentase kehadiran tinggi dan kemauan belajar sedang.
4. *Cluster IV* adalah mahasiswa yang rata-rata memiliki nilai IPK tinggi, jumlah SKEK tinggi, presentase kehadiran tinggi dan kemauan belajar sedang.

Dari kesimpulan secara numeris dan linguistik maka dapat diketahui bahwa antara *cluster III* dan *cluster IV* memiliki kriteria yang sama atau pola yang sama.

4.2 Pengelompokan Menggunakan Algoritma *Possibilistic C- Means (PCM)*

Data-data tersebut akan dikelompokkan menjadi empat *cluster*. Pada pertama diberikan nilai awal untuk jumlah *cluster*, pangkat, maksimum iterasi, kriteria pemberhentian dan koefisien untuk menghitung $\gamma = K$ sebagai berikut:

- a. Matriks X berukuran 32×4
- b. Jumlah *cluster* yang akan dibentuk $= c = 4$
- c. Pangkat $= w = 2$
- d. Maksimum iterasi $= MaxIter = 100$
- e. Kriteria pemberhentian $= \xi = 10^{-6}$
- f. Koefisien untuk menghitung $\gamma = K = 1$

Selanjutnya, panggil algoritma FCM, hasil akhir dari proses *clustering* yaitu matriks partisi U dan pusat *cluster* V dan tetapkan iterasi awal $t = 1$ dan $\Delta = 1$. Setelah melalui proses iterasi pada *Matlab* maka didapatkan matriks kekhasan T . Dari hasil *Matlab* diperoleh pusat *cluster* V terakhir pada iterasi ke-12, sebagai berikut:

$$V = \begin{matrix} & 3.72 & 3.26 & 3.74 & 3.75 \\ & 13.09 & 1.15 & 13.70 & 15.42 \\ & 91.79 & 86.23 & 90.83 & 91.33 \\ & 59.73 & 62.74 & 59.62 & 61.04 \end{matrix}$$

Nilai pada kolom $ke - 1, 2, 3,$ dan 4 adalah nilai dari C_1, C_2, C_3 dan C_4 . Nilai pada baris $ke - 1$ adalah nilai IPK, nilai pada baris $ke - 2$ adalah perolehan jumlah SKEK, nilai pada baris $ke - 3$ adalah jumlah presentase presensi dan nilai pada baris $ke - 4$ adalah hasil presentase kemauan belajar. Nilai *cluster* V didapatkan matriks berukuran 4×4 karena, jumlah *cluster* (c) yang dibentuk $= 4$ dan jumlah indikator aspek-aspek kemahasiswaan yang digunakan $= 4$, diantaranya nilai IPK, jumlah SKEK, presentase presensi dan presentase kemauan belajar.

Dari hasil pengelompokan menggunakan *Matlab* berhenti pada iterasi $ke - 12$. Nilai mutlak terbesar antara T^{12} dan T^{11} adalah $\Delta = 9.9440e - 007 < \xi$, sehingga proses iterasi dihentikan, karena sudah konvergen dan menghasilkan matriks kekhasan T pada iterasi terakhir.

Dari hasil *running* program dapat dilihat kecenderungan suatu data untuk masuk pada masing - masing *cluster* seperti terlihat pada Tabel 4.3. Data $ke - 3, 4, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 18, 19, 20, 21, 22, 25, 26, 27, 29,$ dan 32 cenderung untuk masuk *cluster* yang pertama. Data $ke - 1, 17$ dan 24 cenderung masuk ke *cluster* yang kedua. Data $ke - 5, 6, 7, 23, 28,$ dan 30 cenderung masuk ke *cluster* ketiga dan data $ke - 2$ dan 31 cenderung masuk ke *cluster* yang empat.

Selanjutnya, dari pusat *cluster* V dapat disimpulkan bahwa:

- a. Secara Numeris
 1. *Cluster* I adalah mahasiswa yang memiliki rata-rata nilai IPK 3.72, jumlah SKEK 13.09, presentase kehadiran 91.79% dan kemauan belajar 59.73%.

2. *Cluster II* adalah mahasiswa yang rata-rata memiliki nilai IPK 3.26, jumlah SKEK 1.15, presentase kehadiran 86.23% dan kemauan belajar 62.74 %.
3. *Cluster III* adalah mahasiswa yang memiliki rata-rata nilai IPK 3.74, jumlah SKEK 13.70, presentase kehadiran 90.83% dan kemauan belajar 59.62%.
4. *Cluster IV* adalah mahasiswa yang memiliki rata-rata nilai IPK 3.75, jumlah SKEK 15.42, presentase kehadiran 91.33% dan kemauan belajar 61.04%.

b. Secara Linguistik

Tabel 3. Hasil Kesimpulan Linguistik pada Algoritma PCM

Cluster	IPK	SKEK	Presensi	Kemauan Belajar
Cluster 1	3.72/Tinggi	13.09/Sedang	91.79/Tinggi	59.73/Sedang
Cluster 2	3.26/Sedang	1.15/Rendah	89.23/Sedang	62.74/Tinggi
Cluster 3	3.74/Tinggi	13.70/Sedang	90.83/Tinggi	59.62/Sedang
Cluster 4	3.75/Tinggi	15.42/Tinggi	91.33/Tinggi	61.04/Tinggi

Dapat disimpulkan bahwa:

1. *Cluster I* adalah mahasiswa yang memiliki rata - rata nilai IPK Tinggi, jumlah SKEK sedang, presentase kehadiran tinggi dan kemauan belajar sedang.
2. *Cluster II* adalah mahasiswa yang memiliki rata - rata nilai IPK sedang, jumlah SKEK rendah, presentase kehadiran sedang dan kemauan belajar tinggi.
3. *Cluster III* adalah mahasiswa yang memiliki rata - rata nilai IPK tinggi, jumlah SKEK sedang, presentase kehadiran tinggi dan kemauan belajar sedang.
4. *Cluster IV* adalah mahasiswa yang memiliki rata - rata nilai IPK tinggi, jumlah SKEK tinggi, presentase kehadiran tinggi dan kemauan belajar tinggi.

Dari kesimpulan secara numeris dan linguistik maka dapat diketahui bahwa *cluster IV* adalah *cluster* yang terbaik. Artinya mahasiswa pada *cluster IV* dapat dikatakan memiliki potensi dalam mengembangkan prestasi Perguruan Tinggi.

5 Kesimpulan

Pada algoritma FCM, derajat keanggotaan **diupdate sehingga menghasilkan nilai fungsi objective yang minimum**. Sedangkan algoritma PCM menggunakan suatu matriks T , yang menunjukkan kekhasan dari suatu data juga didasarkan pada minimisasi fungsi obyektif. Berdasarkan hasil running program, algoritma FCM membutuhkan iterasi sebanyak 8 dengan nilai $\Delta = 1.3944e - 007$, sedangkan algoritma PCM membutuhkan iterasi sebanyak 12 dengan nilai $\Delta =$

9.9440e – 007. Walaupun iterasi PCM yang dihasilkan lebih banyak dibandingkan FCM, namun hasil *cluster* PCM lebih tegas dibandingkan FCM.

6 Daftar Pustaka

- [1] A. Baraldi and P. Blonda, “A survey of fuzzy clustering algorithms for pattern recognition. I,” *IEEE Trans. Syst. Man, Cybern. Part B*, vol. 29, no. 6, pp. 778–785, 1999.
- [2] S. Kusumadewi, S. Hartati, A. Harjoko, and R. Wardoyo, “Fuzzy multi-attribute decision making (fuzzy madm),” *Yogyakarta Graha Ilmu*, pp. 78–79, 2006.
- [3] M. H. Fazel Zarandi and M. Zarinbal, “Image Segmentation: Type-2 Fuzzy Possibilistic C-Mean Clustering Approach,” *Int. J. Ind. Eng. Prod. Res.*, vol. 23, no. 4, pp. 245–251, 2012.
- [4] A. Rohmatullah, D. Rahmalia, and M. S. Pradana, “Klasterisasi Data Pertanian di Kabupaten Lamongan Menggunakan Algoritma K-Means Dan Fuzzy C Means,” *J. Ilm. Teknosains*, vol. 5, no. 2, pp. 86–93, 2019.
- [5] M. A. S. Devi, “Penerapan Fuzzy C-Means dan Fuzzy Subtractive Clustering pada Desa dan Kelurahan di Kabupaten Jember Berdasarkan Indikator Kemiskinan,” 2014.
- [6] N. R. Pal, K. Pal, J. M. Keller, and J. C. Bezdek, “A possibilistic fuzzy c-means clustering algorithm,” *IEEE Trans. fuzzy Syst.*, vol. 13, no. 4, pp. 517–530, 2005.

Implementasi Fuzzy C-Means dan Possibilistik C-Means Pada Data Performance Mahasiswa

ORIGINALITY REPORT

23%

SIMILARITY INDEX

22%

INTERNET SOURCES

16%

PUBLICATIONS

11%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	repo.unand.ac.id Internet Source	2%
2	repository.unib.ac.id Internet Source	2%
3	core.ac.uk Internet Source	2%
4	jurnal.una.ac.id Internet Source	1%
5	media.neliti.com Internet Source	1%
6	e-jurnal.unisda.ac.id Internet Source	1%
7	ejournal.undip.ac.id Internet Source	1%
8	pipt.untan.ac.id Internet Source	1%
9	mmt.its.ac.id Internet Source	1%

10	ejurnal.poltekpos.ac.id Internet Source	1 %
11	es.scribd.com Internet Source	1 %
12	(2-16-14) http://140.113.43.3/FuzzySystemIEEE/Home/PaperData/papno=8a2aa22d-4696-44e3-aafb-4cff53885ee7 Internet Source	1 %
13	jurnalinformatika.petra.ac.id Internet Source	1 %
14	aliandr4.blogspot.co.id Internet Source	1 %
15	digilib.uinsby.ac.id Internet Source	1 %
16	journal.universitasbumigora.ac.id Internet Source	1 %
17	journal.upgris.ac.id Internet Source	1 %
18	Submitted to Universitas Tidar Student Paper	<1 %
19	Y.A. Tolias. "On applying spatial constraints in fuzzy image clustering using a fuzzy rule-based system", IEEE Signal Processing Letters, 1998	<1 %

20

Submitted to KYUNG HEE UNIVERSITY

Student Paper

<1 %

21

prism.lib.asu.edu

Internet Source

<1 %

22

slideplayer.info

Internet Source

<1 %

23

www.slideshare.net

Internet Source

<1 %

24

S. Askari, N. Montazerin, M.H. Fazel Zarandi.
"Generalized Possibilistic Fuzzy C-Means with
novel cluster validity indices for clustering
noisy data", Applied Soft Computing, 2017

Publication

<1 %

25

eprints.akakom.ac.id

Internet Source

<1 %

26

jurnal.univpgri-palembang.ac.id

Internet Source

<1 %

27

lume.ufrgs.br

Internet Source

<1 %

28

www.mdpi.com

Internet Source

<1 %

29

www.nafiun.com

Internet Source

<1 %

30

Alena Uperiati, Martaleli Bettiza, Atika Puspasari. "PERBANDINGAN METODE FUZZY C-MEANS DAN K-MEANS DALAM KLASIFIKASI KELULUSAN MAHASISWA (STUDI KASUS : JURUSAN MANAJEMEN, UNIVERSITAS MARITIM RAJA ALI HAJI", Jurnal Sustainable: Jurnal Hasil Penelitian dan Industri Terapan, 2020

Publication

<1 %

Exclude quotes Off

Exclude matches Off

Exclude bibliography On

Implementasi Fuzzy C-Means dan Possibilistik C-Means Pada Data Performance Mahasiswa

GRADEMARK REPORT

FINAL GRADE

/0

GENERAL COMMENTS

Instructor

PAGE 1

PAGE 2

PAGE 3

PAGE 4

PAGE 5

PAGE 6

PAGE 7

PAGE 8

PAGE 9
