



**PENGELOMPOKKAN KEMISKINAN KABUPATEN/KOTA DI  
JAWA TENGAH MENGGUNAKAN  
ALGORITMA *FUZZY POSSIBILISTIC C-MEANS* DAN  
*POSSIBILISTIC FUZZY C-MEANS***

**JURNAL ILMIAH**

**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana  
Statistika**

**Oleh**

**Amanatullah Pandu Zenklinov**

**B2A219054**

**PROGRAM STUDI S1 STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SEMARANG  
2021**

HALAMAN JUDUL



**PENGELOMPOKKAN KEMISKINAN KABUPATEN/KOTA DI  
JAWA TENGAH MENGGUNAKAN  
ALGORITMA *FUZZY POSSIBILISTIC C-MEANS* DAN  
*POSSIBILISTIC FUZZY C-MEANS***

**JURNAL ILMIAH**

**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana  
Statistika**

**Oleh**

**Amanatullah Pandu Zenklinov**

**B2A219054**

**PROGRAM STUDI S1 STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SEMARANG  
2021**

## PERSETUJUAN PEMBIMBING

Skripsi dengan judul “Pengelompokan Kemiskinan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah Menggunakan Algoritma *Fuzzy Possibilistic C-Means* dan *Possibilistic Fuzzy C-Means*” yang disusun oleh:

Nama : Amanatullah Pandu Zenklinov

NIM : B2A219054

Program Studi : S1 Statistika

Telah disetujui oleh dosen pembimbing pada tanggal 26 Januari 2021

Pembimbing Utama

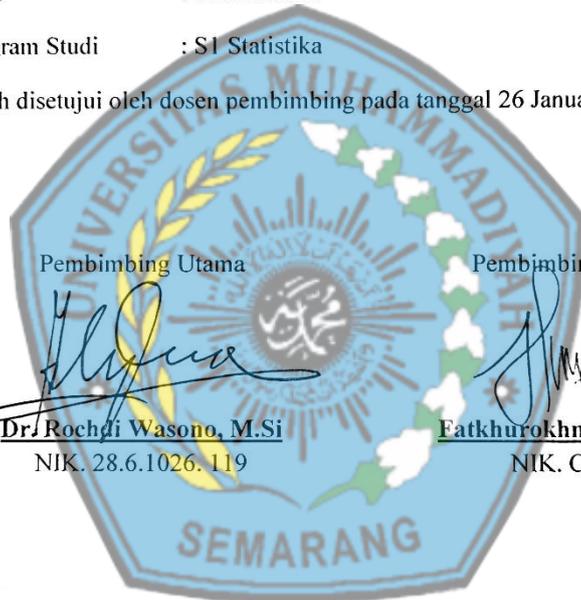


Dr. Rochdi Wasono, M.Si  
NIK. 28.6.1026.119

Pembimbing Pendamping



Fatkhurokhman Fauzi, M.Stat  
NIK. CP.1026.101



**PENGESAHAN KELULUSAN**

Skripsi dengan judul “**Pengelompokan Kemiskinan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah Menggunakan Algoritma *Fuzzy Possibilistic C-Means* dan *Possibilistic Fuzzy C-Means***” yang disusun oleh:

Nama : Amanatullah Pandu Zenklinov

NIM : B2A219054

Program Studi : S1 Statistika

telah diujikan dalam Sidang Panitia Ujian Skripsi Program Sarjana,  
Universitas Muhammadiyah Semarang pada tanggal 26 Januari 2021

Panitia Ujian,  
Ketua Tim Penguji

Indah Manfaati Nur, M.Si

NIK. 28.6.1026.221

Anggota Tim Penguji I

Anggota Tim Penguji II

Anggota Tim Penguji III

Tiani Wahyu Utami, M.Si

NIK. 28.6.1026.341

Dr. Rochdi Wasono, M.Si

NIK. 28.6.1026.119

Fatkurokhman Fauzi, M.Stat

NIK. CP.1026.101

Mengetahui,  
Ketua Program Studi

Indah Manfaati Nur, M.Si

NIK. 28.6.1026.221

**SURAT PERNYATAAN  
PUBLIKASI KARYA ILMIAH**

Yang bertanda tangan di bawah ini, saya :

Nama : Amanatullah Pandu Zenklinov  
NIM : B2A219054  
Fakultas/Jurusan : FMIPA/S1 Statistika  
Jenis Penelitian : Skripsi  
Judul : Pengelompokan Kemiskinan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah Menggunakan Algoritma *Fuzzy Possibilistic C-Means* dan *Possibilistic Fuzzy C-Means*  
Email : [amanatullahzenklinov@gmail.com](mailto:amanatullahzenklinov@gmail.com)  
Dengan ini menyatakan bahwa saya menyetujui untuk :

1. Memberikan hak bebas royalti kepada Perpustakaan UNIMUS atas penulisan karya ilmiah saya, demi pengembangan ilmu pengetahuan.
2. Memberikan hak menyimpan, mengalih mediakan/mengasah formatkan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (database), mendistribusikannya, serta menampilkannya dalam bentuk *softcopy* untuk kepentingan akademis kepada Perpustakaan UNIMUS, tanpa perlu izin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta.
3. Bersedia dan menjamin untuk menanggung secara pribadi tanpa melibatkan pihak Perpustakaan UNIMUS dari semua bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran hak cipta dalam karya ilmiah ini.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sesungguhnya dan semoga dapat digunakan sebagaimana mestinya.

Semarang, 26 Januari 2021

Yang membuat pernyataan,

  
(Amanatullah Pandu Zenklinov)  
NIM. B2A219054



# PENGELOMPOKKAN KEMISKINAN KABUPATEN/KOTA DI JAWA TENGAH MENGUNAKAN ALGORITMA FUZZY POSSIBILISTIC C-MEANS DAN POSSIBILISTIC FUZZY C-MEANS

Amanatullah Pandu Zenklinov<sup>1</sup>, Rochdi Wasono<sup>2</sup>, Fatkhurokhman Fauzi<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Program Studi S1 Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Muhammadiyah Semarang  
Jl. Kedungmundu, Kec. Tembalang, Kota Semarang, Jawa Tengah 50273  
e-mail: [amanatullahzenklinov@gmail.com](mailto:amanatullahzenklinov@gmail.com)

## ABSTRAK

Kemiskinan merupakan permasalahan multidimensional dan menjadi perhatian utama di Indonesia. Provinsi Jawa Tengah merupakan Provinsi dengan jumlah penduduk miskin yang tinggi. Clustering merupakan metode yang digunakan untuk pengelompokan kemiskinan. Algoritma fuzzy possibilistic c-means dan possibilistic fuzzy c-means keduanya merupakan algoritma baru dalam dunia clustering, oleh karena itu dilakukan perbandingan algoritma tersebut dengan menggunakan data kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah. Pada penelitian ini, dengan menggunakan modified partition coefficient index diketahui bahwa possibilistic fuzzy c-means lebih baik dari pada fuzzy possibilistic c-means. Sehingga digunakan untuk pengelompokan kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah. Pada penelitian ini, digunakan jumlah kluster sebanyak dua yang menghasilkan 28 kabupaten/kota masuk ke dalam kluster 1 dan 7 kabupaten/kota masuk ke dalam kluster 2.

**Kata Kunci:** Kemiskinan, Clustering, Fuzzy Possibilistic C-Means, Possibilistic Fuzzy C-Means

## ABSTRACT

Poverty is a multidimensional problem and a major concern in Indonesia. Province of Central Java has a high number of poor people. Clustering is a method used to classify poverty. The fuzzy possibilistic c-means algorithm and the possibilistic fuzzy c-means are new clustering algorithms, the algorithm is compared using poverty data in Province of Central Java. In this study, using a modified partition coefficient index, it is known that the possibilistic fuzzy c-means is better than the fuzzy possibilistic c-means. So it is used for grouping poverty in Central Java. In this study, two clusters were used which resulted in 28 districts belonging to cluster 1 and 7 districts entering cluster 2.

**Keywords:** Poverty, Clustering, Fuzzy Possibilistic C-Means, Possibilistic Fuzzy C-Means

## PENDAHULUAN

Kemiskinan sering dipahami sebagai keadaan kekurangan uang dan barang untuk menjamin kelangsungan hidup (Hudaya, 2009) dan juga kegagalan memenuhi hak-hak dasar dan perbedaan perlakuan bagi seseorang atau sekelompok orang dalam mengalami kehidupan secara bermartabat. Kemiskinan juga mencakup ketidakmampuan akses secara ekonomi, budaya, keadaan geografis, dan keadaan dalam masyarakat (Suryawati, 2005) dan akan terus menjadi persoalan yang tidak akan pernah hilang di dunia (Ishartono & Raharjo, 2015).

Berdasarkan data yang dikutip dari (Badan Pusat Statistik, 2020a), tercatat jumlah penduduk miskin di Indonesia pada Maret 2019 mencapai 25,14 juta orang atau sebesar 9,41 persen dari total jumlah penduduknya. Jumlah penduduk miskin di Indonesia tersebar di setiap masing-masing provinsi. Provinsi Jawa Tengah merupakan salah satu provinsi dengan jumlah penduduk miskin yang banyak. Sebanyak 3,74 juta atau sebesar 10,80 persen penduduknya merupakan penduduk miskin. Mempelajari masalah kemiskinan tersebut merupakan hal yang penting dilakukan untuk menentukan kebijakan pengentasan masalah kemiskinan (Suryawati, 2005). Syarat suatu

kebijakan pembangunan akan berhasil apabila pengidentifikasi target kelompok dan target areanya tepat (Yulianto & Hidayatullah, 2014). Untuk pengambilan informasi guna mengelompokkan tingkat kemiskinan penduduk di Jawa Tengah digunakanlah Clustering.

*Clustering* adalah proses pengelompokkan suatu obyek yang memiliki kesamaan (*similarity*) ke dalam suatu cluster tertentu atau dalam karakteristik yang sama (Han et al., 2012; Kalyani, 2012). Metode clustering yang paling sering digunakan yaitu *Hierarchical Clustering* dan *Partitional Clustering* (Cios et al., 2007; Gorunescu, 2011; Han et al., 2012). Secara konsep, *Hierarchical Clustering* merupakan proses pengumpulan data yang bertingkat turut menurut yang membentuk hirarki atau dendrogram (Aggarwal & Zhai, 2012; Mann & Kaur, 2013; Zhong et al., 2015).

*Partitional clustering* merupakan pengelompokkan data ke dalam sejumlah *cluster* tanpa adanya struktur hirarki antara satu dengan yang lainnya. Keuntungan dari algoritma partisi dibandingkan hirarki adalah kemampuannya untuk data besar, karena dendrogram dengan algoritma hirarki secara komputasi tidak praktis (Pimentel & Souza, 2013). Pada metode *partitional clustering*, setiap *cluster* memiliki titik pusat *cluster* (*centroid*) dan secara umum metode ini memiliki tujuan yaitu meminimumkan jarak dari seluruh pusat *cluster* masing-masing, seperti *fuzzy c-means* (Zadeh, 1965).

Karena *fuzzy c-means* dibatasi oleh partisi *fuzzy* maka *fuzzy c-means* tidak selalu menggambarkan derajat keanggotaan (*membership degree*) secara baik (Krishnapuram & Keller, 1993). Berdasarkan teori posibilitas yang diajukan oleh Zadeh (Zadeh, 1978) untuk mengatasi masalah *noise outliers sensitivity* pada *fuzzy c-means*, digunakanlah *possibilistic c-means* dengan partisi posibilitas (Krishnapuram & Keller, 1993). Algoritma *possibilistic c-means* merupakan algoritma yang dibuat untuk mengatasi masalah batasan derajat keanggotaan (*membership degree*) yang digunakan pada *fuzzy clustering* seperti *fuzzy c-means* dengan menggunakan *typicality value*

(Krishnapuram & Keller, 1996). Akan tetapi, jika antar data tidak memiliki perbedaan secara jelas, maka akan didapati hasil klaster yang berkesamaan (*coincident*) (Pal et al., 1997). Untuk mengatasi hal tersebut, di usulkan algoritma *fuzzy possibilistic c-means* (Pal et al., 1997) yang mana merupakan pengembangan dari *fuzzy c-means* dan algoritma *possibilistic fuzzy c-means* (Pal et al., 2005) yang merupakan gabungan antara *fuzzy c-means* dengan *possibilistic c-means*.

## TINJAUAN PUSTAKA

### Analisis Klaster

*Clustering* disebut juga *unsupervised learning*. Algoritma *unsupervised* merupakan algoritma yang mampu menemukan struktur khas dari kesamaan atau perbedaan seperti jarak (*distance*) antar individu *data point* pada *dataset* (Cios et al., 2007). *Clustering* atau pengelompokkan yang dimaksud adalah mengelompokkan data kedalam grup dengan kemiripan yang sama kedalam satu grup dan menaruh data yang tidak memiliki kesamaan (*dissimilarity*) kedalam grup yang lain (Harrington, 2012). Kedekatan atau kesamaan pola data dihitung menggunakan ukuran jarak (*distance*) yang sudah ditetapkan. Kemiripan antar dua obyek dihitung menggunakan ukuran jarak (*distance measure*) (Xu & Wunsch, 2005). Banyak ukuran jarak yang diusulkan untuk klasterisasi data (Pandit & Gupta, 2011). Untuk menghitung jarak yang mengandung kemiripan (*similarity*) antar data obyek yang paling umum digunakan adalah *Euclidean* (*Euclidean Distance*) (Jain et al., 1999).

$$d_E = d_{i,j} = \|x_j - v_i\|^2 \quad (1)$$

### Fuzzy Possibilistic C-Means (FPCM)

Asumsikan terdapat sejumlah data dalam *dataset*  $X$  yang berisi  $n$  data yang dinotasikan  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subset R^P$  dimana  $P$  adalah dimensi ruang sampel dan  $n$  adalah banyaknya sampel.  $U$  adalah *fuzzy c-partition* dari  $X$ ,  $T$  adalah *possibilistic c-partition* dari  $X$  ( $T \in M_{fpc}$ ),  $c$  adalah jumlah klaster,  $v$  adalah *centroid/cluster center*, dan  $m$  adalah bobot eksponen ( $1 \leq m < \infty$ ) untuk

fuzzy  $c$ -partition,  $\eta$  adalah bobot eksponen  $1 \leq \eta < \infty$  untuk *possibilistic c-partition*, serta  $i$  menyatakan  $c_i$  dan  $j$  menyatakan  $x_j$ . Nikhil Pal, Nuhu Pal, dan Bezdek mengajukan algoritma *fuzzy possibilistic c-means* atau bisa juga dipanggil *mixed c-means* (MCM) dengan fungsi obyektif yang diformulasikan pada persamaan

$$J_{FPCM}(X; V, U, T) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n (u_{i,j}^m + t_{i,j}^\eta) d_{i,j}^2(v_i, x_j) \quad (2)$$

Membership  $u_{i,j}$  dengan cluster center  $v_i$  diperbaharui dengan persamaan

$$u_{i,j} = \frac{d_{i,j}(v_i, x_j)^{\frac{-2}{m-1}}}{\sum_{i=1}^c d_{i,j}(v_i, x_j)^{\frac{-2}{m-1}}} \quad (3)$$

Typicality  $t_{i,j}$  dengan cluster center  $v_i$  diperbaharui dengan persamaan

$$t_{i,j} = \frac{d_{i,j}(v_i, x_j)^{\frac{-2}{\eta-1}}}{\sum_{i=1}^c d_{i,j}(v_i, x_j)^{\frac{-2}{\eta-1}}} \quad (4)$$

Cluster center atau centroid dapat dicari menggunakan persamaan

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n (u_{i,j}^m + t_{i,j}^\eta) x_j}{\sum_{j=1}^n (u_{i,j}^m + t_{i,j}^\eta)}, i = 1, \dots, c \quad (5)$$

Dimana  $u_{i,j}$  didapatkan dari *fuzzy c-partition* dari persamaan

$$\sum_{i=1}^c u_{i,j} = 1, 1 \leq j \leq n \quad (6)$$

dan  $t_{i,j}$  didapatkan dari *possibilistic c-partition* dari persamaan

$$\sum_{i=1}^c t_{i,j} = 1, 1 \leq j \leq n \quad (7)$$

### Possibilistic Fuzzy C-Means (PFCM)

Asumsikan terdapat sejumlah data dalam dataset  $X$  yang berisi  $n$  data yang dinotasikan  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subset R^P$  dimana  $P$  adalah dimensi ruang sampel dan  $n$  adalah banyaknya sampel.  $U$  adalah *fuzzy c-partition* dari  $X$ ,  $T$  adalah *possibilistic c-partition* dari  $X$  ( $T \in M_{fpc}$ ),  $c$  adalah jumlah kluster,  $v$  adalah centroid/cluster center, dan  $m$  adalah bobot eksponen ( $1 \leq m < \infty$ ) untuk *fuzzy c-partition*,  $\eta$  adalah bobot eksponen ( $1 \leq \eta <$

$\infty$ ) untuk *possibilistic c-partition*,  $i$  menyatakan  $c_i$  dan  $j$  menyatakan  $x_j$ , serta  $a$  &  $b$  merupakan *modeling flexibility*. Nikhil Pal, Nuhu Pal, Bezdek, dan James Keller mengajukan algoritma *possibilistic fuzzy c-means* dengan fungsi obyektif yang diformulasikan pada persamaan

$$J_{PFCM}(X; V, U, T) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n (a u_{i,j}^m + b t_{i,j}^\eta) d_{i,j}^2(v_i, x_j) + \sum_{i=1}^c \Omega_i \sum_{j=1}^n (1 - t_{i,j})^\eta \quad (8)$$

Typicality  $t_{i,j}$  dengan cluster center  $v_i$  diperbaharui dengan persamaan

$$t_{i,j} = \frac{1}{1 + (b d_{i,j}^2(v_i, x_j) / \Omega_i)^{1/(m-1)}} \quad (9)$$

Skala Parameter  $\Omega$  pada *typicalities* didapat dari persamaan

$$\Omega_i = \frac{\sum_{j=1}^n b t_{i,j}^m d_{i,j}^2(v_i, x_j)}{\sum_{j=1}^n t_{i,j}^m} \quad (10)$$

Membership  $u_{i,j}$  dengan cluster center  $v_i$  diperbaharui dengan persamaan

$$u_{i,j} = \frac{d_{i,j}(v_i, x_j)^{\frac{-2}{m-1}}}{\sum_{i=1}^c d_{i,j}(v_i, x_j)^{\frac{-2}{m-1}}} \quad (11)$$

Cluster center atau centroid dapat dicari menggunakan persamaan

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n (a u_{i,j}^m + b t_{i,j}^\eta) x_j}{\sum_{j=1}^n (a u_{i,j}^m + b t_{i,j}^\eta)}, i = 1, \dots, c \quad (12)$$

Dimana  $t_{i,j}$  didapatkan dari *possibilistic c-partition* dari persamaan

$$0 < \sum_{i=1}^c t_{i,j} \leq 1, 1 \leq j \leq n \quad (13)$$

Dimana  $u_{i,j}$  didapatkan dari *possibilistic c-partition* dari persamaan

$$\sum_{i=1}^c u_{i,j} = 1, 1 \leq j \leq n \quad (14)$$

### Modified Partition Coefficient Index

(Bezdek, 1981) mengusulkan *Partition Coefficient Index* (PCI) untuk evaluasi kualitas dari kluster dan menentukan secara baik data yang diwakili oleh kluster tersebut.

$$PCI = \frac{1}{n} (\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^c u_{i,j}^2) \quad (15)$$

Akan tetapi PCI cenderung mengalami perubahan monoton terhadap nilai  $c$  yang berakibat buruknya performa dari indeks tersebut (Xie et al., 2011).

Untuk mengatasi masalah tersebut, (Dave, 1996) mengusulkan *Modified Partition Coefficient Index* (MPCI) untuk menghitung koefisien partisi sebagai evaluasi nilai keanggotaan data pada setiap klaster. Klaster optimal akan terbentuk ketika nilai yang diperoleh mendekati nol.

$$MPCI = 1 - \frac{c}{c-1} (1 - PCI) \quad (16)$$

## METODOLOGI PENELITIAN

### Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari publikasi Provinsi Jawa Tengah Dalam Angka 2020 oleh Badan Pusat Statistik Jawa Tengah yang terdiri dari sepuluh variabel. Data-data ini berisikan data Sosial dan Kesejahteraan Rakyat di Provinsi Jawa Tengah untuk tiap-tiap kabupaten/kota. Data yang digunakan merupakan data rasio.

### Variabel Penelitian

Berdasarkan data yang di ambil dari Publikasi Badan Pusat Statistik Jawa Tengah, terdapat sepuluh variabel yang digunakan dalam penelitian ini.

Tabel 3.0.1 Variabel Penelitian

Variabel	Indikator
X1	Penduduk Miskin
X2	Indeks Kedalaman Kemiskinan
X3	Indeks Keparahan Kemiskinan
X4	Indeks Pembangunan Manusia Terendah
X5	Indeks Pembangunan Gender Terendah
X6	Keluarga Pra Sejahtera
X7	Sanitasi Tak Layak
X8	Sumber Air Minum Tak Layak
X9	Penduduk Tidak Bekerja
X10	Bahan Bakar Memasak Menggunakan Kayu Bakar/Arang/Minyak Tanah

### Tahapan Penelitian

Secara garis besar, pengelompokan data yang digunakan sesuai algoritma usulan dengan

tinjauan khusus yakni memperhatikan jumlah klaster yang digunakan sebanyak 2 (Mashfuufah & Istiawan, 2018) dan penentuan bobot partisi berdasarkan (Pal et al., 2005) atau disebut secara *default* adalah  $m = 2$ ,  $\eta = 2$ ,  $a = 1$ , dan  $b = 1$ . Tahapan algoritma usulan yang pertama adalah menggunakan algoritma *fuzzy possibilistic c-means* dengan langkah pertama adalah membuat matriks partisi, kemudian menghitung nilai centroid, kemudian menghitung jarak antara centroid dengan dataset, kemudian menghitung nilai membership dan typicality, setelah itu menghitung nilai fungsi obyektif. Tahapan algoritma usulan yang kedua adalah menggunakan algoritma *possibilistic fuzzy c-means* dengan langkah pertama adalah membuat matriks partisi, kemudian menghitung nilai centroid, kemudian menghitung jarak antara centroid dengan dataset, kemudian menghitung skala parameter, kemudian menghitung nilai *membership* dan *typicality*, setelah itu menghitung nilai fungsi obyektif. Setelah didapati konvergensi matriks pada algoritma *fuzzy possibilistic c-means* dan *possibilistic fuzzy c-means*, selanjutnya dilakukan analisis klaster sesuai tinjauan *modified partition coefficient index*.

## ANALISIS DAN PEMBAHASAN

### Fuzzy Possibilistic C-Means

Berikut hasil pengelompokan menggunakan algoritma fuzzy possibilistic c-means,

Tabel 4.0.1 Hasil Pengelompokan FPCM

Klaster	Kabupaten/Kota
1	Cilacap
	Kebumen
	Klaten
	Sukoharjo
	Karanganyar
	Sragen
	Grobogan
	Blora
	Rembang
	Pati
	Kudus
	Demak
	Kendal
	Pekalongan

	Tegal
	Kota Surakarta
	Kota Salatiga
	Kota Semarang
	Kota Pekalongan
2	Banyumas
	Purbalingga
	Banjarnegara
	Purworejo
	Wonosobo
	Magelang
	Boyolali
	Wonogiri
	Jepara
	Semarang
	Temanggung
	Batang
	Pemalang
	Brebes
	Kota Magelang
	Kota Tegal

Berdasarkan Tabel 4.1 didapati bahwa terdapat 19 kabupaten/kota yang masuk kedalam klaster 1 dan 16 kabupaten/kota yang masuk kedalam klaster 2. Untuk kabupaten/kota yang masuk kedalam klaster 1 yaitu Kabupaten Blora, Kabupaten Kebumen, Kabupaten Rembang, Kabupaten Sragen, Kabupaten Pekalongan, Kabupaten Grobogan, Kabupaten Kendal, Kabupaten Cilacap, Kabupaten Karanganyar, Kabupaten Sukoharjo, Kabupaten Klaten, Kabupaten Pati, Kabupaten Demak, Kabupaten Tegal, Kabupaten Kudus, Kota Surakarta, Kota Semarang, Kota Salatiga, dan Kota Pekalongan. Untuk kabupaten/kota yang masuk kedalam klaster 2 yaitu Kabupaten Wonosobo, Kabupaten Purworejo, Kabupaten Wonogiri, Kabupaten Magelang, Kabupaten Temanggung, Kabupaten Banjarnegara, Kabupaten Boyolali, Kabupaten Batang, Kabupaten Purbalingga, Kabupaten Semarang, Kabupaten Banyumas, Kabupaten Jepara, Kabupaten Brebes, Kabupaten Pemalang, Kota Magelang, dan Kota Tegal.

### Possibilistic Fuzzy C-Means

Berikut hasil pengelompokan menggunakan algoritma possibilistic fuzzy c-means,

Tabel 4.0.2 Hasil Pengelompokan PFCM

Klaster	Kabupaten/Kota
1	Cilacap
	Banjarnegara
	Kebumen
	Purworejo
	Wonosobo
	Boyolali
	Klaten
	Sukoharjo
	Wonogiri
	Karanganyar
	Sragen
	Grobogan
	Blora
	Rembang
	Pati
	Kudus
	Demak
	Temanggung
	Kendal
Pekalongan	
Tegal	
Brebes	
Kota Magelang	
Kota Surakarta	
Kota Salatiga	
Kota Semarang	
Kota Pekalongan	
Kota Tegal	
2	Banyumas
	Purbalingga
	Magelang
	Jepara
	Semarang
Batang	
Pemalang	

Berdasarkan Tabel 4.2 didapati bahwa terdapat 28 kabupaten/kota yang masuk kedalam klaster 1 dan 7 kabupaten/kota yang masuk kedalam klaster 2. Untuk kabupaten/kota yang masuk kedalam klaster 1 yaitu Kabupaten Blora, Kabupaten Kebumen, Kabupaten Rembang, Kabupaten Sragen, Kabupaten Pekalongan, Kabupaten Kendal, Kabupaten Grobogan, Kabupaten Cilacap, Kabupaten Karanganyar, Kabupaten Sukoharjo, Kabupaten Klaten, Kabupaten Pati, Kabupaten Wonosobo, Kabupaten Demak, Kabupaten Tegal,

Kabupaten Kudus, Kabupaten Purworejo, Kabupaten Wonogiri, Kabupaten Temanggung, Kabupaten Banjarnegara, Kabupaten Boyolali, Kabupaten Brebes, Kota Surakarta, Kota Semarang, Kota Salatiga, Kota Pekalongan, Kota Magelang, dan Kota Tegal. Untuk kabupaten/kota yang masuk kedalam klaster 2 yaitu Kabupaten Magelang, Kabupaten Batang, Kabupaten Purbalingga, Kabupaten Semarang, Kabupaten Banyumas, Kabupaten Jepara, dan Kabupaten Pemalang.

### Modified Partition Coefficient Index

Dengan membandingkan kinerja klaster atau evaluasi klaster, akan didapati algoritma terbaik pada penelitian ini. Berikut hasil kinerja klaster yang diperoleh:

Tabel 4.3 Hasil Evaluasi MPCl Terhadap FPCM dan PFCM

Klaster	FPCM	PFCM
2	-0.9938961	0.3764032

Dari tabel 4.3 menunjukkan hasil evaluasi modified partition coefficient index terhadap fuzzy possibilistic c-means sebesar -0.994 dan hasil evaluasi modified partition coefficient index terhadap possibilistic fuzzy c-means sebesar 0.376. Nilai modified partition coefficient index akan semakin bagus apabila semakin mendekati 0. Sehingga dapat disimpulkan bahwa pada penelitian ini, algoritma possibilistic fuzzy c-means lebih baik dari pada algoritma fuzzy possibilistic c-means.

## KESIMPULAN DAN SARAN

### Kesimpulan

Hasil pada penelitian pengelompokan kemiskinan kabupaten/kota di Jawa Tengah menggunakan algoritma *fuzzy possibilistic c-means* dan *possibilistic fuzzy c-means* dapat ditarik kesimpulan yaitu:

1. Secara umum tingkat kemiskinan di Jawa Tengah dapat dilihat berdasarkan jumlah penduduk miskin, indeks kedalaman kemiskinan, indeks keparahan kemiskinan, indeks pembangunan manusia tetinggi, indeks pembangunan gender

tetinggi, keluarga pra sejahtera, sanitasi tak layak, sumber air minum tak layak, penduduk tidak bekerja, dan bahan bakar memasak menggunakan kayu bakar/arang/minyak tanah.

2. Daerah dengan tingkat kemiskinan tinggi adalah Blora, Kebumen, Rembang, Sragen, Pekalongan, Grobogan, Kendal, Kota Surakarta, Cilacap, Karanganyar, Sukoharjo, Klaten, Kota Semarang, Kota Salatiga, Pati, Kota Pekalongan, Demak, Tegal, Kudus, Wonosobo, Purworejo, Wonogiri, Temanggung, Banjarnegara, Boyolali, Brebes, Kota Magelang, dan Kota Tegal. Sedangkan untuk daerah dengan tingkat kemiskinan tinggi adalah Magelang, Batang, Purbalingga, Semarang, Banyumas, Jepara, dan Pemalang.

3. Hasil evaluasi *modified partition coefficient index* pada penelitian ini menyatakan bahwa algoritma *possibilistic fuzzy c-means* lebih baik dibandingkan *fuzzy possibilistic c-means*.

### Saran

Setiap penelitian pasti terdapat kelebihan maupun kekurangan seperti halnya pada penelitian ini. Sehingga dengan hal tersebut diharapkan hasil dari penelitian ini akan mendorong penelitian lanjutan di masa yang akan datang, baik yang menunjukkan hasil yang lebih baik maupun tidak. Beberapa hal yang disarankan untuk perlu diperhatikan dalam penelitian selanjutnya diantaranya:

1. Pada penelitian ini, algoritma possibilistic c-means lebih baik dari pada fuzzy possibilistic c-means karena data yang digunakan adalah data Sosial dan Kesejahteraan Rakyat BPS tahun 2019. Hasil perbandingan algoritma mungkin akan berbeda jika menggunakan data yang lain. Penelitian ini menggunakan data tahun 2019. Oleh karenanya untuk penelitian tahun-tahun berikutnya apabila ingin menggunakan data tahun 2019, diharapkan melakukan pengkajian ulang

- terhadap variabel dan melakukan pembaharuan data sehingga akan menghasilkan pengelompokan yang lebih akurat.
2. Pada penelitian ini, algoritma possibilistic c-means lebih baik dari pada fuzzy possibilistic c-means dengan evaluasi modified partition coefficient index. Hasil perbandingan algoritma mungkin akan berbeda jika menggunakan evaluasi yang lain. Oleh karenanya, untuk penelitian berikutnya diperlukan pengkajian validasi dengan evaluasi yang lain seperti partition entropy index, partition coefficient index, fuzzy silhouette index, dan lain sebagainya.
  3. Pada penelitian ini, algoritma possibilistic c-means lebih baik dari pada fuzzy possibilistic c-means karena menggunakan jarak euclidean. Hasil perbandingan algoritma mungkin akan berbeda jika menggunakan perhitungan jarak yang lain. Oleh karenanya, untuk penelitian berikutnya diperlukan pengkajian jarak yang lain seperti mahalonobis, minkowski, dan lain sebagainya.
  4. Pada penelitian ini, algoritma possibilistic c-means lebih baik dari pada fuzzy possibilistic c-means karena banyak kluster yang digunakan adalah 2. Hasil perbandingan algoritma mungkin akan berbeda jika menggunakan banyak kluster yang lain. Oleh karenanya, untuk penelitian berikutnya diperlukan pengkajian banyaknya kluster seperti banyak kluster 3, 4, dan seterusnya.

## DAFTAR PUSTAKA

- Aggarwal, C. C., & Zhai, C. (2012). *Mining Text Data* (C. C. Aggarwal & C. Zhai (eds.)). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4614-3223-4>
- Bezdek, J. C. (1981). *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms* (1st ed.). Plenum Press.
- Cios, K. J., Swiniarski, R. W., Pedrycz, W., & Kurgan, L. A. (2007). *Data Mining: A Knowledge Discovery Approach*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-36795-8>
- Dave, R. N. (1996). Validating fuzzy partitions obtained through c-shells clustering. *Pattern Recognition Letters*, 17, 613–623.
- Gorunescu, F. (2011). *Data Mining: Concepts, Models, and Techniques* (J. Kacprzyk & L. C. Jain (eds.); 12th ed.). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-19721-5>
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). *Data Mining: Concepts and Techniques* (3rd ed.). Morgan Kaufmann.
- Harrington, P. (2012). *Machine Learning in Action* (T. Hoffman & A. Ott (eds.)). Manning Publications Co.
- Hudaya, D. (2009). *Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Tingkat Kemiskinan di Indonesia*. Institut Pertanian Bogor.
- Ishartono, & Raharjo, S. T. (2015). Sustainable Development Goals (SDGs) dan Pengentasan Kemiskinan. *Social Work Jurnal*, 6(2), 154–272.
- Jain, A. K., Murty, M. N., & Flynn, P. J. (1999). Data Clustering: A Review. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 31(3), 264–323. <https://doi.org/10.1145/331499.331504>
- Kalyani, R. M. (2012). Data Mining Techniques. *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, 2(10), 439–442.
- Krishnapuram, R., & Keller, J. M. (1993). A Possibilistic Approach to Clustering. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 1(2), 98–110. <https://doi.org/10.1109/91.227387>
- Krishnapuram, R., & Keller, J. M. (1996). The Possibilistic C-Means Algorithm: Insights and Recommendations. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 4(3), 385–393.
- Mann, A. K., & Kaur, N. (2013). Survey Paper on Clustering Techniques. *International Journal of Science, Engineering and Technology Research (IJSTER)*, 2(4), 803–806.

- Mashfuufah, S., & Istiawan, D. (2018). Penerapan Partition Entropy Index, Parititon Coefficient Index dan Xie Beni Index untuk Penentuan Jumlah Klaster Optimal pada Algoritma Fuzzy C-Means dalam Pemetaan Tingkat Kesejahteraan Penduduk Jawa Tengah. *The 7th University Reasearch Colloquium*.
- Pal, N. R., Pal, K., & Bezdek, J. C. (1997). A Mixed c-Means Clustering Model. *IEEE Proceedings of 6th International Fuzzy Systems Conference, 1*, 11–21.
- Pal, N. R., Pal, K., Keller, J. M., & Bezdek, J. C. (2005). A Possibilistic Fuzzy c-Means Clustering Algorithm. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 13*(4), 517–530.
- Pandit, S., & Gupta, S. (2011). A Comparative Study on Distance Measuring Approaches for Clustering. *International Journal of Research in Computer Science, 2*(1), 29–31.
- Pimentel, B. A., & Souza, R. M. C. R. De. (2013). A Multivariate Fuzzy C-Means Method. *Applied Soft Computing Journal, 13*(4), 1592–1607.  
<https://doi.org/10.1016/j.asoc.2012.12.024>
- Suryawati, C. (2005). Memahami kemiskinan secara multidimensional. *Jurnal Manajemen Pelayanan Kesehatan (JMPK), 08*(03), 121–129.
- Xie, N., Hu, L., Luktarhan, N., & Zhao, K. (2011). A Classification of Cluster Validity Indexes Based on. In F. L. Wang (Ed.), *Web Information Systems and Minings* (1st ed., pp. 43–50). Springer.  
<https://doi.org/10.1007/978-3-642-23971-7>
- Xu, R., & Wunsch, D. (2005). Survey of Clustering Algorithms. *IEEE Transactions on Neural Network, 16*(3), 645–678.  
<https://doi.org/10.1109/TNN.2005.845141>
- Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy Sets. *Information and Control, 8*(3), 338–353.
- Zadeh, L. A. (1978). Fuzzy Sets as a Basis for a Theory of Possibility. *Fuzzy Sets and Systems, 1*, 3–28.
- Zhong, C., Yue, X., & Lei, J. (2015). Visual Hiearchical Cluster Structure: A Refined Co-Association Matrix based Visual Assessment of Cluster Tendency. *Pattern Recognition Letters, 1–8*.  
<https://doi.org/10.1016/j.patrec.2015.03.007>