

# Fuzzy C-Means Based Clustering of Central Java's Regencies and Cities Using Economic Welfare Indicators 2023

Winda Fariza, Fadhira Vitasya Putri, Eujeniatul Jannah, dan Syafriandi\*

Departemen Statistika, Universitas Negeri Padang, Padang, Indonesia

\*Corresponding author: syafriandi\_math@fmipa.unp.ac.id

Submitted : 30 Juli 2025

Revised : 20 Oktober 2025

Accepted : 21 Oktober 2025

## ABSTRACT

*This study aims to cluster the regencies and cities in Central Java Province based on economic welfare indicators using the Fuzzy C-Means (FCM) method. The research problem arises from persistent socio-economic disparities among regions in Central Java, where some areas continue to face structural challenges such as high poverty rates, low income levels, and limited human development, while others have experienced better economic progress. These gaps highlight the unequal distribution of development outcomes and the need for more targeted regional policy strategies. The motivation for this research is to better understand these disparities and to identify patterns that can inform effective development planning. Five key indicators were used: Labor Force Participation Rate, Open Unemployment Rate, Percentage of Poor Population, Average Net Income, and Human Development Index. The data, obtained from Badan Pusat Statistik (2023), were standardized and analyzed using the FCM algorithm, with the optimal number of clusters determined through the elbow method. The clustering results show three distinct regional groupings: Cluster 0 includes areas with relatively high Human Development Index and income despite lower labor participation and higher poverty; Cluster 1 comprises urbanized areas with high labor participation but lower Human Development Index; and Cluster 2 represents the most disadvantaged areas with low income, high unemployment, and poor development outcomes. These findings offer a valuable foundation for targeted policy interventions and strategic regional development planning. Fuzzy C-Means proves to be an effective approach for uncovering nuanced regional profiles in socio-economic development.*

**Keywords:** Clustering, Economic Welfare, Fuzzy C-Means, Regional Disparities, Central Java.



This is an open access article under the Creative Commons 4.0 Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited. ©2022 by author and Universitas Negeri Padang.

## I. PENDAHULUAN

Pembangunan ekonomi yang berkelanjutan merupakan tujuan strategis bagi setiap negara, termasuk Indonesia, dalam rangka meningkatkan kualitas hidup dan kesejahteraan masyarakat. Namun, tantangan besar masih dihadapi dalam hal distribusi hasil pembangunan yang tidak merata antar wilayah (Setyowati, 2019). Ketimpangan pembangunan dapat menimbulkan berbagai konsekuensi sosial dan ekonomi, seperti meningkatnya angka kemiskinan, pengangguran, dan kesenjangan pendapatan antar penduduk maupun antarwilayah.

Di Indonesia, ketimpangan pembangunan terlihat jelas baik antarprovinsi maupun antar kabupaten/kota dalam satu provinsi (Setyowati, 2019). Hal ini menimbulkan permasalahan dalam penyusunan kebijakan pembangunan karena pendekatan seragam (*one-size-fits-all*) tidak mampu menjawab keragaman kebutuhan dan kondisi tiap daerah. Maka dari itu, dibutuhkan pendekatan yang dapat memahami struktur dan pola kesejahteraan ekonomi secara spesifik untuk mendukung perumusan kebijakan yang berbasis data dan bersifat kontekstual.

Salah satu provinsi yang mencerminkan kompleksitas ketimpangan kesejahteraan adalah Provinsi Jawa Tengah. Berdasarkan data Badan Pusat Statistik (BPS Jawa Tengah, 2023), masih banyak kabupaten/kota di Jawa Tengah yang mencatatkan nilai-nilai kesejahteraan ekonomi yang rendah. Misalnya, tingkat pengangguran terbuka (TPT) di beberapa daerah seperti Kota Tegal dan Kabupaten Banjarnegara masih cukup tinggi, sementara daerah seperti Kota Semarang dan Surakarta menunjukkan kinerja ekonomi dan pembangunan manusia yang lebih unggul. Ketimpangan ini

memperlihatkan urgensi akan pemetaan sosial ekonomi yang akurat untuk mendukung intervensi kebijakan yang tepat sasaran.

Indikator kesejahteraan ekonomi yang sering digunakan dalam studi pembangunan mencakup berbagai dimensi seperti Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK), Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT), persentase penduduk miskin, rata-rata pendapatan bersih per kapita, serta Indeks Pembangunan Manusia (IPM). Kelima indikator ini secara langsung mencerminkan kondisi produktivitas, daya beli, dan kualitas hidup penduduk suatu wilayah. Ketidakseimbangan antar indikator tersebut menunjukkan adanya masalah struktural yang kompleks di berbagai wilayah.

Tingginya angka kemiskinan dan pengangguran, rendahnya partisipasi angkatan kerja, serta capaian IPM yang tidak merata menunjukkan bahwa upaya pembangunan di Jawa Tengah belum berjalan secara merata (Vanessa et al., 2024). Beberapa daerah masih tertinggal dalam aspek ekonomi dan sosial, sementara daerah lainnya telah menunjukkan perkembangan yang pesat. Kondisi ini menunjukkan pentingnya upaya untuk mengidentifikasi kelompok-kelompok daerah dengan karakteristik kesejahteraan yang serupa, guna merancang kebijakan yang lebih responsif terhadap kebutuhan spesifik masing-masing kelompok wilayah.

Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk memahami dan memetakan kondisi sosial ekonomi antarwilayah adalah metode pengelompokan atau klasterisasi (*clustering*). *Clustering* adalah tugas membagi kumpulan data ke dalam kelompok, yang disebut kluster. Tujuannya adalah untuk membagi data sedemikian rupa sehingga objek-objek dalam satu kluster sangat mirip (Miller & Guido, 2017). Teknik ini telah banyak digunakan dalam berbagai bidang, seperti pemasaran, medis, dan ekonomi, karena kemampuannya dalam mengidentifikasi pola tersembunyi dalam data besar yang kompleks.

Dalam konteks pembangunan daerah, metode *clustering* sangat relevan karena memungkinkan pemetaan wilayah secara lebih cermat berdasarkan kondisi sosial ekonomi. Dengan informasi ini, perumusan kebijakan tidak lagi bersifat menyamaratakan, melainkan lebih kontekstual dan sesuai dengan kondisi nyata di lapangan. Teknik *clustering* juga dapat membantu dalam menentukan prioritas pembangunan dan intervensi berdasarkan tingkat kerentanan suatu daerah.

Salah satu teknik *clustering* yang cocok untuk permasalahan ini adalah *Fuzzy C-Means* (FCM). FCM merupakan metode klasterisasi berbasis logika fuzzy yang memungkinkan suatu objek menjadi anggota lebih dari satu kluster dengan derajat keanggotaan tertentu. Pendekatan ini memberikan fleksibilitas dalam menangani realitas sosial yang tidak selalu bersifat kaku atau dikotomis (Bezdek, 1981). Sebagai contoh, sebuah daerah bisa memiliki karakteristik ekonomi yang dekat dengan dua kelompok sekaligus, dan FCM mampu merepresentasikan hal ini secara matematis melalui nilai keanggotaan (*membership value*).

Sejumlah penelitian sebelumnya juga menunjukkan efektivitas dan keunggulan metode FCM dalam analisis pengelompokan wilayah. Misalnya, penelitian oleh Belia Mailien et al. (2023) membandingkan metode FCM dan K-Means dalam pengelompokan indikator Indeks Pembangunan Manusia di Indonesia dan menemukan bahwa FCM memberikan hasil pengelompokan yang lebih fleksibel dan informatif. Penelitian oleh Bimbim Oktaviandi et al. (2024) juga mengimplementasikan FCM untuk mengelompokkan provinsi di Indonesia berdasarkan jenis barang yang dijual pada bisnis e-commerce, dengan hasil yang mampu merepresentasikan karakteristik wilayah secara lebih mendalam. Selain itu, penelitian oleh Hariati Ainun Nisa et al. (2024) memanfaatkan FCM untuk mengelompokkan provinsi berdasarkan faktor penyebab stunting pada balita, dan menunjukkan bahwa metode ini dapat menggambarkan kedekatan antarwilayah berdasarkan karakteristik sosial ekonomi yang mirip. Ramadhani et al. (2025) juga menggunakan FCM untuk pengelompokan provinsi berdasarkan peserta aktif program keluarga berencana, yang mendukung pentingnya analisis non-eksklusif dalam perumusan kebijakan publik.

Dengan demikian, FCM telah banyak digunakan dalam berbagai konteks penelitian di Indonesia, khususnya yang berkaitan dengan pengelompokan wilayah berdasarkan indikator sosial ekonomi. Penggunaan metode ini memungkinkan analisis yang lebih dinamis, adaptif, dan sesuai dengan realitas lapangan yang sering kali tidak dapat digambarkan secara kaku melalui metode klasterisasi konvensional. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan pengelompokan kabupaten/kota di Provinsi Jawa Tengah berdasarkan lima indikator kesejahteraan ekonomi dengan menggunakan metode *Fuzzy C-Means*. Diharapkan hasil pengelompokan ini dapat memberikan gambaran yang komprehensif mengenai kondisi sosial ekonomi antarwilayah di Jawa Tengah. Pemetaan ini diharapkan dapat menjadi dasar pengambilan kebijakan pembangunan yang lebih tepat sasaran, efisien, dan berkeadilan. Melalui pendekatan ini, pemerintah daerah maupun lembaga perencanaan pembangunan dapat menentukan wilayah yang memerlukan perhatian khusus, serta mengoptimalkan alokasi sumber daya secara lebih efektif. Penelitian ini juga berkontribusi dalam pengembangan literatur terkait pemanfaatan metode klasterisasi *fuzzy* dalam studi pembangunan daerah, serta memberikan gambaran metodologis yang dapat diaplikasikan di wilayah lain di Indonesia.

## II. METODE PENELITIAN

### A. Sumber Data dan Variabel Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yang diambil dari situs web Badan Pusat Statistik Jawa Tengah untuk tahun 2023. Berdasarkan data tersebut dilakukan pengelompokan Kabupaten/ Kota di Provinsi Jawa tengah dengan variabel penelitiannya seperti dicantumkan di Tabel 1.

**Tabel 1.** Variabel Penelitian

Indeks	Variabel	Penjelasan
$X_1$	TPAK (Tingkat Partisipasi Kerja)	proporsi penduduk usia kerja yang aktif dalam pasar kerja
$X_2$	TPT (Tingkat Pengangguran Terbuka)	proporsi pengangguran terhadap total angkatan kerja
$X_3$	Persentase Penduduk Miskin (PPM)	Proporsi Penduduk Dibawah Garis Kemiskinan
$X_4$	Rata-Rata Pendapatan Bersih (RPB)	Jumlah Rata-Rata Pendapatan Individu
$X_5$	IPM (Indeks Pembangunan Manusia)	indeks komposit yang digunakan untuk mengukur kualitas hidup masyarakat

### B. Teknik Analisis Data

Fuzzy C-Means adalah algoritma clustering yang memungkinkan data memiliki keanggotaan di lebih dari satu cluster, sehingga cocok untuk data yang tidak memiliki batas tegas. Metode ini dipilih karena lebih fleksibel dalam menangani ketidakpastian data. Dalam studi ini, analisis data dilaksanakan dengan memanfaatkan perangkat lunak Python. Proses pengelompokan diterapkan melalui analisis Fuzzy C-Means yang dioperasikan sesuai dengan langkah-langkah berikut:

#### 1. Ukuran Jarak

Ukuran kedekatan yang sederhana adalah jarak antara dua pengamatan karena jarak meningkat ketika dua unit menjadi lebih jauh, jarak yang sebenarnya merupakan ukuran ketidaksamaan. Ukuran jarak yang paling banyak digunakan adalah Euclidean (Muhima, 2018).

$$d_{ik} = \sqrt{\sum_{i=1}^p (x_{kj} - x_{ij})^2} \quad (1)$$

Dimana :

- $d_{ik}$  : Jarak antara objek ke-i dan ke-k
- $p$  : Jarak variabel cluster
- $x_{kj}$  : Data dari objek ke-k pada variabel ke j
- $x_{ij}$  : Data dari objek ke-i pada variabel ke j

#### 2. Standardisasi Data

Standardisasi data atau disebut normalisasi data bertujuan menyamakan bobot antar atribut sehingga tidak ada variabel dengan skala besar yang mendominasi variabel lain. Beberapa teknik normalisasi yang umum digunakan antara lain *min-max normalization*, *z-score normalization*, serta *decimal scaling*. Dalam penelitian ini, penulis menggunakan *min-max scale* yang bekerja dengan mentransformasi nilai atribut ke dalam rentang tertentu (misalnya 0–1) sehingga hubungan antar data tetap terjaga. Untuk mencari nilai *min-max scale* menggunakan rumus sebagai berikut (Ha et al., 2011) :

$$v'_i = \frac{v_i - \min_a}{\max_a - \min_a} (\text{new}_{\max_a} - \text{new}_{\min_a}) \quad (2)$$

Keterangan :

- $v'_i$  : nilai asli dari data ke-iii (observasi ke-i)
- $\min_a$  : nilai minimum atribut a (data terkecil pada variabel tersebut)
- $\max_a$  : nilai maksimum atribut a (data terbesar pada variabel tersebut)
- $\text{new}_{\min_a}$  : batas bawah baru dari skala yang diinginkan (biasanya 0)
- $\text{new}_{\max_a}$  : batas baru dari skala yang diinginkan (biasanya 1)

#### 3. Cluster Optimal

Metode yang digunakan untuk menemukan *cluster Optimal* adalah Metode elbow. Metode ini dilakukan dengan mengamati persentase perbandingan jumlah *cluster* hingga membentuk pola menyerupai siku pada titik tertentu. Perbandingan tersebut diperoleh dengan menghitung nilai *Sum of Square Error* (SSE) untuk setiap jumlah cluster. Semakin besar nilai k (jumlah cluster), maka nilai SSE akan cenderung menurun (Saputra et al., 2020). Persamaan SSE adalah sebagai berikut:

$$SSE = \sum_{i=1}^k \sum_{x_i \in C_k} |x_i - C_k|^2 \quad (3)$$

Keterangan:

- $x_i \in C_k$  : nilai dari keanggotaan titik data ke  $x_i$  ke pusat kelompok  $C_k$
- $x_i$  : data pada objek ke i
- $C_k$  : pusat cluster ke-k
- $k$  : jumlah cluster

#### 4. Fuzzy C-Means

*Fuzzy C-Means* atau dikenal dengan FCM bertujuan untuk meminimalkan fungsi objektif yang menggambarkan jarak antara titik data dan pusat cluster, sambil mempertimbangkan ketidakpastian dalam keanggotaan data. Algoritma fuzzy c-means memungkinkan data dapat berada dalam beberapa cluster sekaligus dengan derajat keanggotaan yang berbeda (Hoppner et al., 1999). Hal ini menjadikan FCM sangat efektif dalam aplikasi yang memerlukan pemisahan yang jelas namun fleksibel antara kelompok data, seperti dalam pengolahan citra dan analisis pola. Dengan demikian, FCM memberikan pendekatan yang lebih intuitif untuk pengelompokan dibandingkan dengan algoritma clustering keras, di mana setiap titik data hanya dapat menjadi anggota satu cluster (Bezdek, 1981).

Menurut Muhima, 2018 ada beberapa algoritma yang digunakan pada metode *Fuzzy C-Means* adalah:

- a. Menentukan data awal yang digunakan
- b. menentukan jumlah cluster yang akan dibentuk (k)
- c. menentukan pangkat pembobot (w), menentukan maksimum iterasi
- d. menentukan fungsi objektif awal (J)
- e. menentukan kriteria penghentian dengan error terkecil (e).
- f. Bentuk matriks awal secara acak  $U_{N \times k} = [\mu_{ik}]$ .  $\mu_{ik}$  adalah nilai acak yang merepresentasikan derajat keanggotaan dengan ukuran  $N \times k$ , di mana baris mewakili data dan kolom menunjukkan nilai keanggotaan untuk setiap cluster. Nilai keanggotaan ini berkisar antara 0 hingga 1.
- g. Hitung pusat cluster untuk setiap cluster dengan rumus:

$$C_{lj} = \frac{\sum_{i=1}^N (u_{il})^w x_{ij}}{\sum_{i=1}^N (u_{il})^w} \quad (4)$$

Keterangan :

- N : jumlah data
- W : Bobot pangkat, biasanya nilai  $w > 1$
- $u_{il}$  : Nilai Derajat Keanggotaan ke i pada variabel ke j
- $x_{ij}$  : Objek Data ke i pada variabel ke j (Bezdek, 1981)
- h. Hitung nilai derajat keanggotaan dengan rumus :

$$u_{ij} = \frac{D(x_i, c_j)^{-\frac{2}{w-1}}}{\sum_{l=1}^k D(x_i, c_l)^{-\frac{2}{w-1}}} \quad (5)$$

Keterangan :

- $u_{ij}$  : Nilai derajat keanggotaan ke i pada variabel ke j
- $D(x_i, c_j)$  : Jarak antara data dengan centroid
- $x_i$  : Nilai variabel data ke i
- $c_j$  : Nilai centroid cluster ke – j
- w : Bobot pangkat (Bezdek, 1981)

- i. Tentukan fungsi objektif dengan rumus

$$J = \sum_{i=1}^N \sum_{l=1}^k (u_{il})^w D(x_i, c_l)^2 \quad (6)$$

Keterangan :

$u_{ij}$  : Nilai derajat keanggotaan ke i pada variabel ke j

$D()$  : Jarak antara data dengan centroid

w : Bobot pangkat

J : Fungsi objektif (Bezdek, 1981)

- j. Cek kondisi berhenti dengan rumus :

$$\Delta = ||J^t - J^{t-1}|| \quad (7)$$

Dimana  $J^t$  merupakan fungsi objektif, Jika  $\Delta < \xi$  maka iterasi diberhentikan, dan jika  $\Delta > \xi$  maka dilakukan iterasi selanjutnya dengan memulai lagi dari langkah g.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### A. Eksplorasi Data

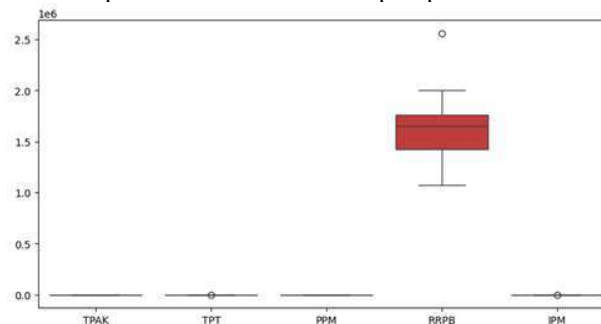
Pada tahap eksplorasi data penulis menggunakan statistik deskriptif untuk melihat sebaran data penelitian, yang dijelaskan pada Tabel 2.

**Tabel 2.** Statistik Deskriptif Data Penelitian

Variabel	min	mean	std	max
TPAK	64,6	72,108	4,131910824	82,45
TPT	1,92	4,864857143	1,689521985	8,98
PPM	4,23	10,39685714	3,264722105	16,34
RPB	1069756	1610741,943	292390,9699	2558972
IPM	68,08	74,30514286	4,282636881	84,99

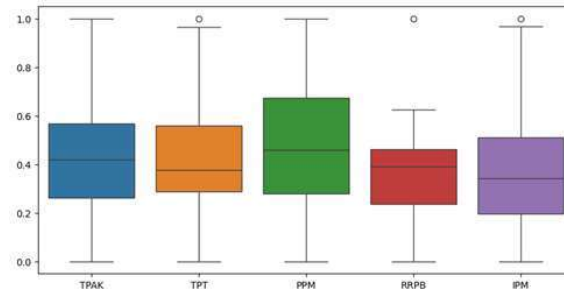
Tabel 2 menunjukkan hasil statistik deskriptif dari variabel penelitian. Hasil statistik deskriptif menunjukkan bahwa kondisi ketenagakerjaan dan pembangunan manusia di wilayah jawa tengah relatif baik namun tidak merata. TPAK berada pada kisaran 64,6–82,45 % dengan rata-rata 72,11 % yang mengindikasikan tingginya partisipasi penduduk usia kerja dalam pasar tenaga kerja, sementara TPT rata-rata 4,86 % menunjukkan tingkat pengangguran moderat meskipun di beberapa daerah mencapai hampir 9 %. Persentase penduduk miskin (PPM) tercatat rata-rata 10,40 % dengan variasi cukup besar antara daerah yang mampu menekan kemiskinan hingga 4,23 % dan daerah yang masih tinggi hingga 16,34 %, yang sejalan dengan perbedaan daya beli masyarakat tercermin dari rata-rata pengeluaran per kapita (RPB) sebesar Rp1,61 juta dengan rentang Rp1,07 juta hingga Rp2,55 juta. Sementara itu, Indeks Pembangunan Manusia (IPM) rata-rata 74,31 yang termasuk kategori tinggi, meskipun masih terdapat wilayah dengan capaian sedang dan beberapa daerah lainnya sudah mendekati kategori sangat tinggi.

Untuk visualisasi data penelitian ditampilkan dalam bentuk box-plot pada Gambar 1.



**Gambar 1.** Box-plot data penelitian

Gambar 1 menunjukkan variabel yang disajikan memiliki skala data yang sangat berbeda sehingga terdapat perbedaan variansi yang sangat jauh. Untuk itu, data yang akan digunakan distandarisasi terlebih dahulu karena memiliki perbedaan satuan pada setiap variabel dimana ini dapat memengaruhi hasil analisis, untuk itu dilakukan standarisasi data menggunakan *min-max scale* pada Gambar 2

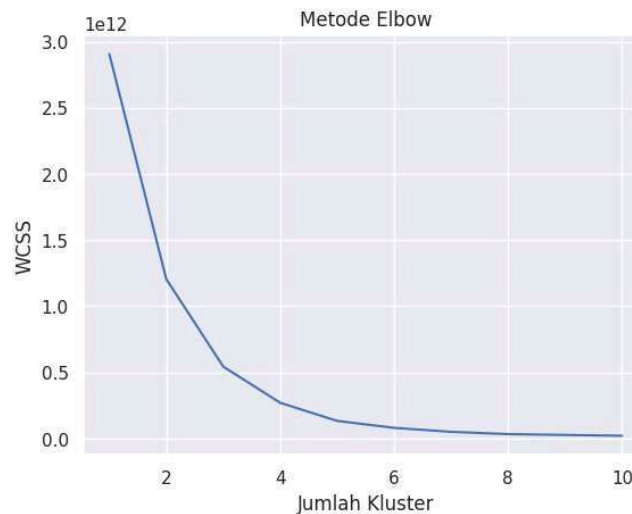


**Gambar 2.** Hasil standarisasi Menggunakan *Min-Max Scaling*

Gambar 2 menunjukkan hasil standarisasi, proses standarisasi data menggunakan *Min-Max Scaling* agar data dapat di analisis lebih lanjut. Terindikasi ada tiga dari 5 variabel memiliki pencilan atau outlier, outlier tersebut bisa diabaikan karena FCM tidak perlu memenuhi asumsi yang kompleks. Hal ini karena FCM cenderung fleksibel terhadap asumsi.

### B. Fuzzy C-Means

Setelah data telah dilakukan standarisasi maka tahap selanjutnya adalah menentukan parameter awal yang akan digunakan untuk menyelesaikan masalah dengan algoritma FCM. Untuk jumlah cluster akan digunakan metode *elbow* untuk menentukan *cluster* yang paling optimal. Grafik elbow akan ditampilkan pada Gambar 3.



**Gambar 3.** Grafik Pemilihan K Optimal Menggunakan Metode Elbow

Gambar 3 memperlihatkan total kuadrat dalam kelompok, yang dikenal sebagai *Within Sum of Squares* (WSS). Idealnya, nilai WSS diharapkan serendah mungkin. Namun, WSS akan mencapai nol, menandakan tidak adanya variasi jika jumlah *cluster* sama dengan jumlah observasi. Oleh karena itu, metode ini fokus pada penurunan nilai WSS yang tidak terlalu signifikan. Berdasarkan grafik, terlihat penurunan WSS dari  $k = 2$  ke  $k = 3$  mulai menunjukkan perlambatan. Ini menunjukkan bahwa penambahan satu *cluster* pada  $k = 3$  tidak memberikan pengurangan WSS yang berarti. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa jumlah *cluster* yang paling ideal dalam penelitian ini adalah  $k = 3$ . Untuk parameter lainnya yaitu :  $w = 2$  nilai  $w$  disarankan 2 agar memberikan sifat yang diinginkan dari keanggotaan fuzzy, di mana setiap titik data dapat berkontribusi pada lebih dari satu cluster dengan cara yang terukur, MaxIter : 1000



Maxiter adalah batas toleransi untuk menghentikan iterasi jika perubahan nilai keanggotaan sangat kecil, menandakan konvergensi, dan  $\xi = 0,01$  agar error yang diharapkan pada penelitian ini tidak lebih dari 1 %.

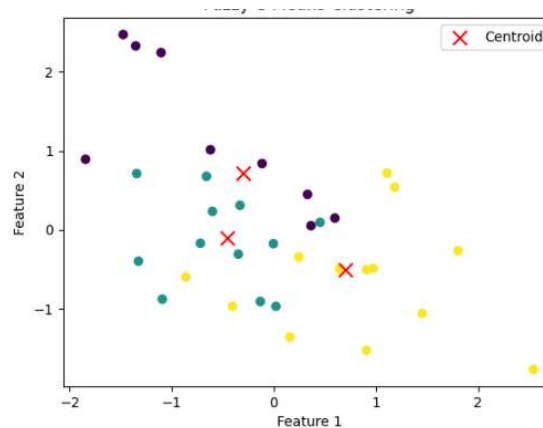
Setelah dilakukan penentuan parameter awal, dilakukan perhitungan metode Fuzzy C-Means dengan menggunakan fungsi *fuzz.cluster.cmeans*, dimana dengan fungsi ini dapat langsung menampilkan hasil pengelompokan data ke dalam beberapa cluster berdasarkan derajat keanggotaan yang bersifat fuzzy. Dari menjalankan fungsi ini, didapat hasil cluster Kabupaten / Kota di Provinsi Jawa Tengah berdasarkan indikator kesejahteraan ekonomi dengan titik yang ditampilkan pada Tabel 3.

**Tabel 3.** Pengelompokan Kabupaten/ Kota di Jawa Tengah

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

Hasil pengelompokan menunjukkan bahwa klaster 0 terdiri dari 9 kabupaten/kota, Klaster 1 yang terdiri dari 12 wilayah, dan klaster 2, yang berjumlah 14 wilayah

Berikut akan ditampilkan visualisasi dari hasil *cluster* menggunakan *Fuzzy C-Means* yang akan ditampilkan pada Gambar 4.



**Gambar 4.** Plot Hasil *Fuzzy C-Means*

Gambar 4 merupakan visualisasi hasil dari metode *Fuzzy C-Mean*. Dalam gambar, titik-titik data dibagi menjadi tiga klaster yang ditandai dengan warna berbeda (ungu, hijau kebiruan, dan kuning), sementara tanda silang merah menunjukkan pusat klaster atau *centroid* masing-masing. Plot ini menunjukkan bagaimana data tersebar berdasarkan dua fitur utama, dengan sebagian besar titik cenderung mengelompok di sekitar centroid-nya. Namun, terdapat beberapa titik yang dekat dengan batas klaster lain, mencerminkan sifat fuzzy dari metode ini di mana data tidak mutlak berada di satu klaster. Visualisasi ini berguna untuk memahami pola penyebaran data serta hubungan kemiripan antar objek dalam proses segmentasi atau klasifikasi berbasis kemiripan karakteristik.

Untuk memperoleh pemahaman yang lebih mendalam mengenai karakteristik dari masing-masing klaster, dilakukan analisis terhadap nilai centroid yang terbentuk pada setiap kelompok. Nilai centroid ini mencerminkan titik pusat dari masing-masing klaster yang merepresentasikan kondisi rata-rata dari variabel-variabel yang digunakan dalam proses pengelompokan.

**Tabel 4.** *Centroid* dari *Cluster* yang terbentuk

Cluster	Jumlah	TPAK	TPT	PPM	RPB	IPM
0	9	-0.45986469	-0.1054025	-0.78190253	0.61991071	0.97630914
1	12	<b>0.70166265</b>	-0.50532789	-0.01372715	-0.1308559	-0.30089928
2	14	-0.3014119	0.7223531	0.99289521	-0.68028522	-0.7365416

Tabel 4 menampilkan nilai *centroid* dari masing-masing kluster yang terbentuk. Variabel yang digunakan dalam pembentukan kluster meliputi TPAK (Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja), TPT (Tingkat Pengangguran Terbuka), PPM (Persentase Penduduk Miskin), RPB (Rasio Pengeluaran per Kapita Bawah terhadap Atas), dan IPM (Indeks Pembangunan Manusia). Kluster 0 memiliki IPM dan RPB bernilai positif tertinggi, menunjukkan wilayah dengan pembangunan manusia yang relatif tinggi dan kesenjangan pengeluaran yang lebih rendah, meskipun TPAK dan PPM bernilai negatif. Kluster 1 memiliki TPAK positif tertinggi dan TPT negatif, menggambarkan wilayah dengan partisipasi kerja tinggi dan tingkat pengangguran rendah, namun IPM sedikit lebih rendah dibandingkan kluster 0. Sementara itu, Kluster 2 memiliki TPT dan PPM tertinggi serta IPM terendah, mengindikasikan wilayah dengan tingkat pengangguran dan kemiskinan tinggi serta pembangunan manusia yang relatif rendah. Perbedaan nilai *centroid* ini mencerminkan karakteristik sosial ekonomi yang berbeda pada tiap kluster, sehingga hasil pengelompokan ini dapat menjadi dasar dalam perencanaan pembangunan dan program intervensi yang lebih tepat sasaran sesuai dengan kondisi wilayah masing-masing.

#### IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengelompokkan kabupaten/kota di Provinsi Jawa Tengah menjadi tiga kluster berdasarkan lima indikator kesejahteraan ekonomi menggunakan metode Fuzzy C-Means. Hasil pengelompokan menunjukkan adanya perbedaan karakteristik yang signifikan di antara masing-masing kelompok. Kluster pertama terdiri dari wilayah dengan capaian IPM dan pendapatan per kapita yang relatif tinggi namun dengan partisipasi angkatan kerja yang lebih rendah. Kluster kedua menunjukkan wilayah-wilayah urban dengan partisipasi kerja yang tinggi tetapi tingkat kesejahteraannya masih belum optimal. Sementara itu, kluster ketiga merupakan wilayah yang paling tertinggal dalam hal pembangunan ekonomi dan sosial, ditandai oleh rendahnya IPM, pendapatan, serta tingginya kemiskinan dan pengangguran.

Temuan ini menegaskan pentingnya kebijakan pembangunan yang kontekstual dan berbasis data, mengingat ketimpangan antarwilayah masih menjadi isu mendesak di Jawa Tengah. Pemerintah daerah dapat memanfaatkan hasil pemetaan ini untuk merancang program intervensi yang lebih tepat sasaran. Metode FCM terbukti mampu mengungkap pola yang tidak bisa dideteksi dengan pendekatan pengelompokan konvensional. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan menambahkan indikator lain seperti tingkat pendidikan atau akses layanan kesehatan untuk mendapatkan pemetaan yang lebih komprehensif.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Badan Pusat Statistik. (2023). *Provinsi Jawa Tengah Dalam Angka 2023*. Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Tengah. <https://jateng.bps.go.id/id/publication/2023/02/28/754e4785496c09ab1f787570/provinsi-jawa-tengah-dalam-angka-2023.html>
- Belia Mailien, Salma, A., Syafriandi, & Fitria, D. (2023). Comparison K-Means and Fuzzy C-Means Methods to Grouping Human Development Index Indicators in Indonesia. *UNP Journal of Statistics and Data Science*, 1(1), 23–30. <https://doi.org/10.24036/ujsds/vol1-iss1/4>
- Bezdek, J. C. (1981). *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms* (First Edit). Springer Science+Business Media (Plenum Press).
- Ha, J., Kambe, M., & Pe, J. (2011). Data Mining: Concepts and Techniques. In *Data Mining: Concepts and Techniques*. <https://doi.org/10.1016/C2009-0-61819-5>
- Nisa, H. A., Salma, A., Vionanda, D., & Mukhti, T.O. (2024). Impelementation of Subtractive Fuzzy C-Means Method in Clustering Provinces in Indonesia Based on Factors Causing Stunting in Toddlers. *UNP Journal of*



- Statistics and Data Science*, 2(2), 165–172. <https://doi.org/10.24036/ujsds/vol2-iss2/164>
- Hoppner, F., Klawon, F., & Runkler, T. A. (1999). *Fuzzy Cluster Analysis: Methods for Classification, Data Analysis and Image Recognition* (Firsts Edi). John Willey & Sons, INC.
- Miller, A. C., & Guido, S. (2017). Introduction to Machine Learning with Scikit-learn. In *Hands-on Machine Learning with Python*. Apress. [https://doi.org/10.1007/978-1-4842-7921-2\\_5](https://doi.org/10.1007/978-1-4842-7921-2_5)
- Muhima, R. R. (2018). *Kupas Tuntas Algoritma Clustering Konsep, Perhitungan Manual dan Program* (Erang Risanto (ed.); 1st ed.). Pnerbit ANDI.
- Oktaviandi, B., Mukhti, T. O., Kurniawati, Y., & Martha, Z. (2024). Implementation of the Fuzzy C-Means Clustering Method in Grouping Provinces in Indonesia based on the Types of Goods Sold in E-commerce Businesses in 2022. *UNP Journal of Statistics and Data Science*, 2(3), 360–365. <https://doi.org/10.24036/ujsds/vol2-iss3/210>
- Ramadhani, A., Mukhti, T. O., Kurniawati, Y., & Martha, Z. (2025). Grouping of Provinces in Indonesia Based on Active Family Planning Participants Using Modern Methods Using Fuzzy C-Means. *UNP Journal of Statistics and Data Science*, 3(2), 212–219. <https://doi.org/10.24036/ujsds/vol3-iss2/365>
- Saputra, D. M., Saputra, D., & Oswari, L. D. (2020). Effect of Distance Metrics in Determining K-Value in K-Means Clustering Using Elbow and Silhouette Method. *ATLANTIS PRESS*, 172(Siconian 2019), 341–346. <https://doi.org/10.2991/aisr.k.200424.051>
- Setyowati, H. E. (2019). *Transformasi Ekonomi, Langkah Nyata Perkuat Ekonomi Untuk Indonesia Maju*. <https://ekon.go.id/publikasi/detail/1125/transformasi-ekonomi-langkah-nyata-perkuat-ekonomi-untuk-indonesia-maju>
- Vanessa, G. A., Guilin, X., & Jiao, D. (2024). The Effect of Labor Force Participation Rate (TPAK), Human Development Index (HDI), and Unemployment on Poverty in Central Java in 2022. *Journal of Noesantara Islamic Studies*, 1(1), 1–11. <https://doi.org/10.70177/jnis.v1i1.834>