



# Fuzzy Geographically Weighted Clustering Pada Pengelompokan Kabupaten/kota Di Kalimantan Berdasarkan Indikator Indeks Pembangunan Manusia

Milda Alfitri Diani<sup>1</sup>, Memi Nor Hayati<sup>2</sup>, Rito Goejantoro<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Program Studi Statistika, FMIPA, Universitas Mulawarman, Samarinda  
[meminorhayati@fmipa.unmul.ac.id](mailto:meminorhayati@fmipa.unmul.ac.id)

## Abstract

Fuzzy Geographically Weighted Clustering (FGWC) is a method of development of fuzzy clustering by considering geographical elements in the process of regional clustering. This study aims to identify the number and characteristics of optimal clusters formed using the FGWC algorithm with the validity index of the Partition Coefficient Index (PCI). The data analyzed includes HDI indicators for all regencies/cities on the island of Kalimantan in 2024 consisting of the variables Life Expectancy, Length of Schooling, Average School Length, Expenditure per Capita, Open Unemployment Rate, and Percentage of Poor Population. Based on the results of the study, the optimal number of clusters was obtained as many as 2 clusters with a PCI of 0.516. Cluster 1 consists of 18 regencies/cities covering 9 cities and 9 regencies with higher average values of HDI indicator variables, while cluster 2 consists of 38 regencies which are all dominated by inland areas with lower average values of HDI indicator variables.

**Keywords:** Fuzzy Geographically Weighted Clustering; Human Development Index; Partition Coefficient Index.

## Abstrak

*Fuzzy Geographically Weighted Clustering* (FGWC) merupakan metode pengembangan dari *fuzzy clustering* dengan mempertimbangkan unsur geografis dalam proses pengelompokan wilayah. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi jumlah dan karakteristik dari *cluster* optimal yang terbentuk menggunakan algoritma FGWC dengan indeks validitas *Partition Coefficient Index* (PCI). Data yang dianalisis mencakup indikator IPM seluruh kabupaten/kota di Pulau Kalimantan tahun 2024 yang terdiri dari variabel Umur Harapan Hidup, Harapan Lama Sekolah, Rata-rata Lama Sekolah, Pengeluaran per Kapita, Tingkat Pengangguran Terbuka, dan Persentase Penduduk Miskin. Berdasarkan hasil penelitian, diperoleh jumlah *cluster* optimal sebanyak 2 *cluster* dengan PCI sebesar 0,516. *Cluster* 1 terdiri dari 18 kabupaten/kota yang meliputi 9 kota dan 9 kabupaten dengan nilai rata-rata variabel indikator IPM yang lebih tinggi, sedangkan *cluster* 2 terdiri dari 38 kabupaten yang seluruhnya didominasi oleh wilayah pedalaman dengan nilai rata-rata variabel indikator IPM yang lebih rendah.

**Kata Kunci:** *Fuzzy Geographically Weighted Clustering*; Indeks Pembangunan Manusia; *Partition Coefficient Index*.

## 1. PENDAHULUAN

Indeks Pembangunan Manusia (IPM) digunakan sebagai ukuran utama dalam menilai pencapaian pembangunan kualitas hidup masyarakat. Nilai IPM yang tinggi mencerminkan keberhasilan pemerintah dalam meningkatkan kesejahteraan

masyarakat (Anoraga & Rachmansyah, 2022). IPM mengukur sejauh mana masyarakat dapat menikmati hasil pembangunan, khususnya dalam aspek pendapatan, layanan kesehatan, dan pendidikan (Siswati, E., dan Hermawati, D.T., 2018). Terdapat tiga dimensi utama yang membentuk IPM, yaitu harapan hidup yang panjang dan sehat, tingkat pengetahuan, serta taraf hidup yang layak (Juliarini, 2019).

Berdasarkan data Badan Pusat Statistik (2023), Indeks Pembangunan Manusia (IPM) Indonesia pada tahun 2023 mencapai 74,39. Angka tersebut menunjukkan tren peningkatan dari tahun ke tahun, yaitu sebesar 72,29 pada tahun 2021, meningkat menjadi 72,91 pada tahun 2022, dan mencapai 74,39 pada tahun 2023. Angka tersebut mencerminkan bahwa pembangunan manusia di Indonesia telah berada dalam kategori tinggi. Jika dilihat berdasarkan data kabupaten/kota di Pulau Kalimantan tahun 2023, Kota Samarinda mencatat IPM tertinggi dengan nilai 82,32, sedangkan IPM terendah terdapat di Kabupaten Kayong Utara dengan nilai 64,79.

Ketimpangan IPM di beberapa kabupaten/kota disebabkan oleh perbedaan laju pertumbuhan indikator serta variasi program pembangunan manusia di tiap daerah. Oleh karena itu, diperlukan pengelompokan wilayah berdasarkan IPM sebagai dasar perencanaan dan evaluasi kebijakan pemerintah dalam upaya peningkatan IPM (Hermawan & Hasugian, 2022). Dalam mengatasi kendala tersebut, metode *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* (FGWC) dapat digunakan sebagai pendekatan analisis *clustering* yang tepat dan sesuai.

FGWC adalah pengembangan metode *Fuzzy C-Means* (FCM) yang menggabungkan konsep *fuzzy clustering* dengan unsur geo-demografi. Keunggulan metode ini terletak pada kemampuannya dalam mempertimbangkan aspek spasial, yaitu dengan melibatkan pengaruh populasi dan jarak dalam perhitungan nilai derajat keanggotaan setiap unit observasi. Hal ini memungkinkan pembentukan cluster yang lebih merepresentasikan kondisi nyata di lapangan (Fadlurohman, dkk., 2025). Metode ini juga dianggap lebih sesuai untuk data wilayah seperti kabupaten/kota, yang memiliki keterkaitan lokasi dan potensi pengaruh spasial antar tetangga (Maliku, dkk., 2022).

Berbagai penelitian sebelumnya telah mengkaji pengelompokan wilayah berdasarkan indikator sosial dan ekonomi menggunakan metode *clustering*. Misalnya, Mashfufah, dkk. (2021) menerapkan metode FGWC untuk mengelompokkan kabupaten/kota di Jawa Tengah berdasarkan 26 indikator yang berkaitan dengan Penyandang Masalah Kesejahteraan Sosial (PMKS). Mashfuufah & Istiawan (2018) menerapkan metode *Fuzzy C-Means* untuk mengelompokkan kabupaten/kota di Provinsi Jawa Tengah menurut Tingkat Kesejahteraan Penduduk. Nugroho, dkk. (2019) menerapkan FGWC dalam pengelompokan provinsi di Indonesia menurut Indeks Pembangunan Manusia (IPM).

Hasil-hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa pengelompokan wilayah yang mempertimbangkan aspek spasial mampu menghasilkan pemetaan yang lebih akurat

dan representatif. Meskipun demikian, penerapan metode FGWC pada tingkat kabupaten/kota di Pulau Kalimantan masih jarang atau bahkan belum ditemukan. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengisi celah tersebut dengan menerapkan metode FGWC pada pengelompokan kabupaten/kota di Pulau Kalimantan berdasarkan indikator Indeks Pembangunan Manusia. Metode FGWC dipilih karena memungkinkan setiap wilayah memiliki derajat keanggotaan fuzzy pada lebih dari satu cluster sekaligus serta memperhitungkan pengaruh lokasi geografis dalam proses clustering, sehingga hasil pengelompokan yang diperoleh lebih realistis dan kontekstual. Berdasarkan pertimbangan tersebut, penulis mengangkat topik penelitian berjudul “Penerapan Metode *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* Pada Pengelompokan Kabupaten/kota di Pulau Kalimantan Berdasarkan Indikator Indeks Pembangunan Manusia” dengan tujuan memperoleh hasil pengelompokan yang optimal menggunakan Partition Coefficient Index (PCI) sebagai ukuran validitas.

## 2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* (FGWC) dengan memanfaatkan data sekunder yang diperoleh dari publikasi resmi Badan Pusat Statistik (BPS) tahun 2024 untuk setiap kabupaten/kota di Pulau Kalimantan. Teknik pengambilan sampel yang digunakan adalah total *sampling*, dengan objek penelitian mencakup 56 kabupaten/kota.

Adapun variabel independen yang dianalisis meliputi Umur Harapan Hidup (UHH), Harapan Lama Sekolah (HLS), Rata Lama Sekolah (RLS), Pengeluaran per Kapita (PPK), Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT), dan Persentase Penduduk Miskin (PPM). Variabel-variabel dalam penelitian ini dipilih karena masing-masing mencerminkan aspek penting dalam Indikator Indeks Pembangunan Manusia (IPM). Umur Harapan Hidup (UHH) menunjukkan kondisi kesehatan masyarakat, Harapan Lama Sekolah (HLS) dan Rata-rata Lama Sekolah (RLS) mencerminkan potensi dan tingkat pendidikan, Pengeluaran per Kapita (PPK) menggambarkan kesejahteraan ekonomi, sedangkan Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) dan Persentase Penduduk Miskin (PPM) menunjukkan kondisi kesempatan kerja dan kemiskinan. Selain itu, digunakan data jumlah penduduk yang juga bersumber dari BPS, serta koordinat geografis (*longitude* dan *latitude*) yang diperoleh melalui titik lokasi kantor pemerintahan masing-masing kabupaten/kota dari *Google Maps*. Langkah-langkah analisis dapat diuraikan secara sistematis sebagai berikut:

- a. Melakukan analisis statistika deskriptif terhadap masing-masing variabel indikator IPM untuk memperoleh gambaran umum karakteristik data.
- b. Melakukan pemeriksaan multikolinieritas antar variabel independen dengan menghitung nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) untuk setiap variabel. Nilai VIF digunakan untuk mengukur seberapa besar variabel independen saling berkorelasi, di mana nilai VIF di bawah 10 mengindikasikan tidak terjadi multikolinieritas (Pendi, 2021). Adapun persamaan nilai VIF sebagai berikut:

$$VIF_p = \frac{1}{1 - R_p^2} \quad (1)$$

di mana

$$R_p^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (X_{ip} - \hat{X}_{ip})^2}{\sum_{i=1}^n (X_{ip} - \bar{X}_p)^2} \quad (2)$$

dengan  $R_p^2$  yaitu koefisien determinasi dari variabel ke- $p$ ,  $X_{ip}$  yaitu data ke- $i$  variabel ke- $p$ ,  $\hat{X}_{ip}$  yaitu nilai prediksi data ke- $i$  variabel ke- $p$ , dan  $\bar{X}_p$  yaitu rata-rata variabel ke- $p$ .

- c. Melakukan normalisasi data dengan teknik *min-max normalization*. Teknik ini mengubah skala nilai data ke dalam rentang 0 hingga 1 (Permana & Salisah, 2022). Adapun persamaannya sebagai berikut:

$$X'_{ip} = \frac{X_{ip} - \min(X_p)}{\max(X_p) - \min(X_p)} \quad (3)$$

dengan  $X'_{ip}$  yaitu nilai hasil normalisasi data ke- $i$  variabel ke- $p$ ,  $\min(X_p)$  yaitu nilai minimum variabel ke- $p$ , dan  $\max(X_p)$  yaitu nilai maksimum variabel ke- $p$ .

- d. Melakukan proses pengelompokan wilayah menggunakan algoritma FGWC dengan mengacu pada persamaan yang dikutip oleh Wandira, dkk. (2023) sebagai berikut:

- 1) Menetapkan parameter awal yang digunakan yaitu jumlah *cluster* ( $c$ ) dengan  $c = 2, 3, 4, 5$  dan  $6$ , nilai *fuzziness* ( $m$ ) =  $1,5$ , nilai maksimum iterasi ( $t_{\max}$ ) =  $1000$  dan nilai *threshold* ( $\varepsilon$ ) =  $10^{-5}$ .
- 2) Menentukan bobot geografis dengan jarak *Euclidean* menggunakan persamaan berikut:

$$w_{ij} = \frac{(l_i l_j)^b}{d_{ij}^a} \quad (4)$$

di mana

$$d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2} \quad (5)$$

dengan  $w_{ij}$  yaitu nilai bobot geografis antara lokasi ke- $i$  dan ke- $j$ ,  $l_i$  dan  $l_j$  yaitu jumlah populasi penduduk pada lokasi ke- $i$  dan ke- $j$ ,  $d_{ij}$  yaitu jarak antara lokasi ke- $i$  dan ke- $j$  yang diperoleh dari koordinat geografis,  $u_i$  dan  $u_j$  yaitu koordinat *latitude* lokasi ke- $i$  dan ke- $j$ , serta  $v_i$  dan  $v_j$  yaitu koordinat *longitude* lokasi ke- $i$  dan ke- $j$ .

- 3) Melakukan inisialisasi awal matriks derajat keanggotaan secara acak dengan ketentuan bahwa total nilai pada setiap baris harus bernilai 1.
- 4) Menghitung nilai pusat *cluster* ke-*k* variabel ke-*p* dengan persamaan berikut:

$$V_{kp} = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_{ik}^m X_{ip}'}{\sum_{i=1}^n \mu_{ik}^m} \quad (6)$$

dengan  $\mu_{ik}$  yaitu nilai derajat keanggotaan data ke-*i* terhadap *cluster* ke-*k*.

- 5) Memperbaiki matriks **U** dengan persamaan  $\mu_{ik}$  sebagai berikut:

$$\mu_{ik} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left( \frac{\|V_{kp} - X_{ip}'\|}{\|V_{kp} - X_{ip}'\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (7)$$

di mana

$$\|V_{kp} - X_{ip}'\| = \sqrt{\sum_{p=1}^q (V_{kp} - X_{ip}')^2} \quad (8)$$

dengan  $\|V_{kp} - X_{ip}'\|$  yaitu norma *Euclidean* antara 2 vektor

- 6) Memperbarui nilai derajat keanggotaan dengan menambahkan efek geografis menggunakan persamaan berikut:

$$\mu_{ik}' = \alpha \mu_{ik} + \beta \frac{1}{A} \sum_{j=1}^n w_{ij} \mu_{jk} \quad (9)$$

di mana

$$A = \sum_{j=1}^n w_{ij} \quad (10)$$

dengan  $\mu_{ik}'$  yaitu nilai derajat keanggotaan dengan efek geografis data ke-*i* pada *cluster* ke-*k*,  $\mu_{jk}$  yaitu nilai derajat keanggotaan data ke-*j* pada *cluster* ke-*k*, *A* yaitu nilai untuk memastikan bahwa bobot penimbang tidak melebihi angka 1, serta  $\alpha$  berfungsi sebagai faktor pengali terhadap nilai keanggotaan sebelumnya, dan  $\beta$  sebagai faktor pengali terhadap bobot rata-rata keanggotaan dari unit observasi lainnya. Kedua parameter ini bersifat fleksibel, namun nilainya tetap dibatasi dalam rentang  $0 \leq \alpha, \beta \leq 1$ .

- 7) Menetapkan kriteria penghentian iterasi, di mana proses akan terus berlanjut selama perubahan nilai fungsi objektif masih melebihi nilai *threshold* yang telah ditetapkan atau jumlah iterasi belum mencapai batas maksimum yang

ditentukan. Namun, jika salah satu syarat tersebut terpenuhi, maka proses *clustering* dihentikan dan hasil yang diperoleh dianggap telah konvergen. Untuk perhitungan fungsi objektif FGWC menggunakan persamaan berikut:

$$J_{FGWC}(\mathbf{U}, \mathbf{V}; \mathbf{X}) = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n \mu_{ik}'^m \|V_{kp} - X_{ip}\|^2 \quad (11)$$

di mana

$$\|V_{kp} - X_{ip}\|^2 = \sum_{p=1}^q (V_{kp} - X_{ip})^2 \quad (12)$$

dengan  $n$  yaitu jumlah data pengamatan dan  $\|V_{kp} - X_{ip}\|^2$  yaitu norma *Euclidean* kuadrat antara dua vektor.

- 8) Memperoleh hasil pengelompokkan wilayah berdasarkan hasil analisis yang diperoleh dari penerapan metode FGWC.
- e. Menentukan jumlah *cluster* optimal pada analisis FGWC dengan indeks validitas PCI menggunakan persamaan yang dikutip oleh Suciati, dkk. (2022) sebagai berikut:

$$PCI = \frac{1}{n} \left( \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n \mu_{ik}'^2 \right) \quad (13)$$

- f. Menganalisis karakteristik dari setiap kelompok yang diperoleh.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Analisis Statistika Deskriptif

Perhitungan analisis statistika deskriptif dapat dilihat pada Tabel 1.

**Tabel 1.** Analisis Statistika Deskriptif

Variabel (Xp)	Minimum	Maksimum	Rata-Rata	Simpangan Baku
X <sub>1</sub>	65,26	75,46	72,61	2,245
X <sub>2</sub>	11,37	15,4	12,94	0,854
X <sub>3</sub>	6,54	11,66	8,652	1,165
X <sub>4</sub>	8.265	18.394	12.029	2.269.293
X <sub>5</sub>	1,99	8,29	4,23	1,597
X <sub>6</sub>	2,23	10,75	5,699	2,021

Tabel 1 menunjukkan bahwa rata-rata nilai variabel UHH (X<sub>1</sub>) di Pulau Kalimantan tahun 2024 adalah 73 tahun, terendah 65 tahun yaitu di Kabupaten Hulu Sungai Utara, tertinggi 75 tahun yaitu di Kota Pontianak, serta simpangan baku yaitu 2 tahun. Rata-rata HLS (X<sub>2</sub>) adalah 13 tahun, terendah 11 tahun yaitu di Kabupaten Melawi, tertinggi 15 tahun yaitu di Kota Samarinda, serta simpangan baku yaitu 1 tahun. Rata-rata RLS (X<sub>3</sub>) adalah 9 tahun, terendah 7 tahun yaitu di Kabupaten Mempawah, tertinggi 12 tahun yaitu di Kota Palangka Raya, serta simpangan baku yaitu 1 tahun. Rata-rata PPK (X<sub>4</sub>) adalah Rp12.029.000/tahun, terendah Rp 8.265.000/tahun di Kabupaten Nunukan,

tertinggi Rp 18.394.000/tahun yaitu di Kota Bontang, serta simpangan baku yaitu Rp 2.269.290/tahun. Rata-rata TPT ( $X_5$ ) adalah 4,23%, terendah 1,99% yaitu di Kabupaten Pulang Pisau, tertinggi 8,29% yaitu di Kota Pontianak, serta simpangan baku yaitu 1,6%. Rata-rata PPM ( $X_6$ ) adalah 5,7%, terendah 2,23% yaitu di Kota Balikpapan, tertinggi 10,75% yaitu di Kabupaten Mahakam Ulu, serta simpangan baku yaitu 2,02%.

### 3.2 Pendeteksian Multikolinieritas

Hasil perhitungan nilai VIF disajikan pada Tabel 2.

**Tabel 2.** Nilai VIF

Variabel ( $X_p$ )	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	$X_6$
VIF	1,397	2,978	3,448	3,091	1,827	1,476

Berdasarkan Tabel 2, seluruh variabel memiliki nilai VIF di bawah 10, yang mengindikasikan bahwa tidak terjadi multikolinieritas antar variabel sehingga memenuhi syarat untuk dilakukan proses *clustering*.

### 3.3 Normalisasi Data

Untuk memastikan keseragaman skala antar variabel, dilakukan proses normalisasi sehingga seluruh data berada dalam rentang nilai yang sama. Hasil normalisasi disajikan pada Tabel 3.

**Tabel 3.** Hasil Normalisasi

Kabupaten/kota	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	$X_6$
Sambas	0,888	0,345	0,043	0,323	0,476	0,505
Bengkayang	0,927	0,211	0,170	0,192	0,130	0,442
Landak	0,870	0,290	0,180	0,060	0,037	0,792
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Tarakan	0,868	0,707	0,748	0,413	0,495	0,391

### 3.4 Algoritma FGWC

#### 3.4.1 Menentukan Pembobotan Geografis dengan Jarak *Euclidean*

Penentuan bobot geografis dilakukan menggunakan data jumlah penduduk serta jarak antar wilayah dari 56 kabupaten/kota. Data tersebut kemudian digunakan untuk membentuk matriks bobot geografis berukuran  $56 \times 56$ . Hasil perhitungan bobot geografis disajikan pada Tabel 4.

**Tabel 4.** Hasil Pembobotan Geografis

$W_{ij}$	$W_{i1}$	$W_{i2}$	$W_{i3}$	$W_{ij}$	$W_{i56}$
$W_{1j}$	0	614.421,469	484.606,2	...	43.834,929
$W_{2j}$	614.421,469	0	438.439,456	...	29.930,492
$W_{3j}$	484.606,2	438.439,456	0	...	35.718,503
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
$W_{56j}$	43.834,929	29.930,492	35.718,503	...	0

### 3.4.2 Membentuk Matriks Derajat Keanggotaan Awal

Inisialisasi derajat keanggotaan awal dilakukan dengan menggunakan 56 data yang akan dikelompokkan ke dalam 2 *cluster* sehingga akan membentuk matriks berukuran  $56 \times 56$ . Nilai derajat keanggotaan awal diperoleh secara acak oleh *software RStudio* dengan ketentuan bahwa total elemen pada setiap baris harus bernilai 1. Hasil nilai derajat keanggotaan awal disajikan pada Tabel 5.

**Tabel 5.** Nilai Derajat Keanggotaan Awal

Kabupaten/kota	$\mu_{i1}$	$\mu_{i2}$
Sambas	0,456	0,544
Bengkayang	0,418	0,582
Landak	0,464	0,536
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
Tarakan	0,120	0,880

### 3.4.3 Menghitung Nilai Pusat Cluster

Pusat *cluster* dilakukan sebagai dasar perhitungan jarak tiap data terhadap masing-masing *cluster*. Hasil perhitungan nilai pusat *cluster* disajikan pada Tabel 6.

**Tabel 6.** Nilai Pusat Cluster

Pusat Cluster ke- $k$	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	$X_6$
$V1p$	0,691	0,424	0,438	0,417	0,392	0,381
$V2p$	0,742	0,360	0,389	0,329	0,323	0,429

### 3.4.4 Memperbaiki Matriks U

Sebelum menghitung matriks **U**, dilakukan perhitungan jarak *Euclidean* antara data ke- $i$  dan pusat *cluster* ke- $k$ . Hasil perhitungan untuk jarak *Euclidean* dan nilai derajat keanggotaan disajikan pada Tabel 7.



**Tabel 7.** Jarak *Euclidean* dan Nilai Derajat Keanggotaan

$i$	$\ V_{1p} - X_p\ $	$\ V_{2p} - X_p\ $	$\mu_{i1}$	$\mu_{i2}$
1	0,482	0,413	0,350	0,650
2	0,544	0,401	0,228	0,772
3	0,734	0,593	0,298	0,702
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
56	0,468	0,551	0,658	0,342

### 3.4.5 Memperbarui Nilai Derajat Keanggotaan

Hasil perhitungan untuk nilai derajat keanggotaan dengan menambahkan efek geografis ( $\mu'_{ik}$ ) disajikan pada Tabel 8.

**Tabel 8.** Nilai Derajat Keanggotaan dengan Efek Geografis untuk  $t = 1$ 

$i$	Kabupaten/kota	$\mu'_{i1}$	$\mu'_{i2}$	Alokasi <i>Cluster</i>
1	Sambas	0,382	<b>0,618</b>	2
2	Bengkayang	0,325	<b>0,675</b>	2
3	Landak	0,356	<b>0,644</b>	2
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
56	Tarakan	<b>0,530</b>	0,470	1

### 3.4.6 Menentukan Kriteria Penghentian Iterasi

Proses iterasi dalam metode FGWC dihentikan apabila perubahan nilai fungsi objektif dari satu iterasi ke iterasi berikutnya sudah sangat kecil yaitu  $(\epsilon) = 10^{-5}$  atau telah mencapai batas iterasi maksimum yang ditentukan yaitu 1000.

Karena nilai fungsi objektif pada  $J_1$  adalah 12,224 yang di mana belum memenuhi kriteria konvergensi yang telah ditentukan. Oleh karena itu, proses *clustering* dilanjutkan ke iterasi berikutnya dengan kembali ke langkah 3.4.4. Dan dari hasil perhitungan, diketahui bahwa proses *clustering* berhenti pada iterasi ke-28 dengan nilai  $J_{28} = 12,198$ . Adapun hasil akhir untuk nilai derajat keanggotaan dengan efek geografis disajikan pada Tabel 9.

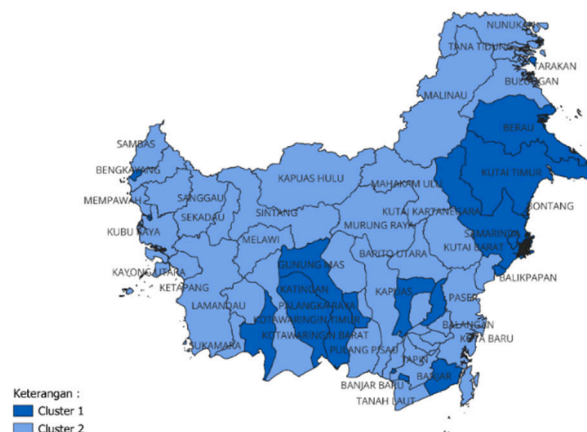
**Tabel 9.** Nilai Derajat Keanggotaan dengan Efek Geografis untuk  $t = 28$ 

$i$	Kabupaten/kota	$\mu'_{i1}$	$\mu'_{i2}$	Alokasi <i>Cluster</i>
1	Sambas	0,405	<b>0,595</b>	2
2	Bengkayang	0,354	<b>0,646</b>	2
3	Landak	0,378	<b>0,622</b>	2
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
56	Tarakan	<b>0,562</b>	0,438	1

Berdasarkan nilai derajat keanggotaan yang ditampilkan pada Tabel 9, dapat diidentifikasi bahwa setiap kabupaten/kota tergolong ke dalam salah satu *cluster*. Hasil analisis menggunakan metode FGWC terhadap indikator IPM tahun 2024 menghasilkan 2 *cluster*, yaitu:

1. *Cluster 1* mencakup 18 kabupaten/kota, diantaranya Pontianak, Singkawang, Kotawaringin Barat, Kotawaringin Timur, Barito Selatan, Katingan, Palangka Raya, Tabalong, Tanah Bumbu, Banjarmasin, Banjar Baru, Kutai Kartanegara, Kutai Timur, Berau, Balikpapan, Samarinda, Bontang, dan Tarakan.
2. *Cluster 2* mencakup 38 kabupaten/kota, diantaranya Sambas, Bengkayang, Landak, Mempawah, Sanggau, Ketapang, Sintang, Kapuas Hulu, Sekadau, Melawi, Kayong Utara, Kubu Raya, Kapuas, Barito Utara, Sukamara, Lamandau, Seruyan, Pulang Pisau, Gunung Mas, Barito Timur, Murung Raya, Tanah Laut, Kotabaru, Banjar, Barito Kuala, Tapin, Hulu Sungai Selatan, Hulu Sungai Tengah, Hulu Sungai Utara, Balangan, Paser, Kutai Barat, Penajam Paser Utara, Mahakam Ulu, Malinau, Bulungan, Tana Tidung, dan Nunukan.

Visualisasi hasil pengelompokan wilayah dapat disajikan pada Gambar 1 yang memperlihatkan distribusi atau penyebaran kabupaten/kota di Pulau Kalimantan berdasarkan *cluster* yang terbentuk.



**Gambar 1.** Peta hasil pengelompokan untuk 2 *cluster*

Visualisasi pada gambar 1 memperlihatkan bahwa kabupaten/kota yang tergolong dalam *cluster* 1 cenderung tersebar secara terpisah dan berada di wilayah strategis seperti pusat pemerintahan dan kota-kota besar. Sebaliknya, wilayah yang berada di *cluster* 2 memiliki pola persebaran yang lebih luas dan saling berdekatan secara geografis, terutama di daerah pedalaman dan perbatasan yang memiliki keterbatasan akses terhadap fasilitas pembangunan. Selain itu dilakukan juga profilisasi *cluster* dengan cara menghitung rata-

rata variabel dari setiap *cluster* dan mengkategorikan *cluster* menjadi 2, yaitu kategori wilayah maju dan wilayah berkembang. Hasil perhitungan untuk rata-rata setiap *cluster* disajikan pada Tabel 10.

**Tabel 10.** Nilai Rata-rata Variabel Terhadap Setiap *Cluster*

<i>Cluster</i>	Jumlah Anggota	Rata-Rata Variabel					
		$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	$X_6$
1	18	73,614	13,713	9,777	14.214	5,541	4,807
2	38	72,131	12,576	8,119	10.993	3,609	6,121

Berdasarkan Tabel 10, pada *cluster* 1 dikategorikan sebagai wilayah maju karena beranggotakan 18 kabupaten/kota yang mencakup 9 kota dan 9 kabupaten, di mana seluruh kota yang berada di Pulau Kalimantan tergolong dalam *cluster* ini, yang sebagian besar memiliki infrastuktur yang relatif lebih maju. Dapat dilihat berdasarkan nilai rata-rata variabel di *cluster* 1 menunjukkan nilai yang lebih tinggi, sehingga mencerminkan kualitas hidup, pendidikan, dan kesejahteraan ekonomi masyarakat yang relatif lebih baik. Sebaliknya, pada *cluster* 2 dikategorikan sebagai wilayah berkembang karena beranggotakan 38 kabupaten yang sebagian besar berada di wilayah perbatasan atau pedalaman dengan infrastruktur yang kurang memadai. Nilai rata-rata variabel di *cluster* 2 lebih rendah dibandingkan *cluster* 1 yang menunjukkan kondisi masih tertinggal.

#### 4. SIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa metode FGWC menghasilkan dua *cluster* optimal dalam pengelompokan 56 kabupaten/kota di Pulau Kalimantan berdasarkan indikator IPM tahun 2024 dengan nilai Partition Coefficient Index (PCI) sebesar 0,516. *Cluster* 1 terdiri dari 9 kota, dan 9 kabupaten yang tergolong sebagai wilayah maju karena memiliki nilai rata-rata UHH, HLS, RLS, PPK, dan TPT yang lebih tinggi, serta PPM yang rendah, sedangkan *cluster* 2 terdiri dari 38 kabupaten yang tergolong sebagai wilayah berkembang karena memiliki nilai rata-rata UHH, HLS, RLS, PPK, dan TPT lebih rendah, serta PPM yang lebih tinggi.

#### 6. REKOMENDASI

Penelitian ini memiliki keterbatasan data yang digunakan, yaitu hanya mencakup variabel IPM yang tersedia secara resmi, sehingga faktor-faktor lain yang dapat memengaruhi kesejahteraan wilayah, seperti kualitas infrastruktur, akses layanan publik, atau dinamika sosial lokal, tidak dimasukkan dalam analisis. Pada penelitian selanjutnya bisa menambahkan variabel-variabel lain yang dapat berpengaruh terhadap nilai IPM, bisa menggunakan parameter *fuzziness* ( $m$ ) dalam rentang lebih luas, misalnya 2 hingga 3, serta menggunakan parameter  $a$  dan  $b$  yang lebih beragam, serta

penggunaan validitas *cluster* yang lain seperti *Classification Entropy Index* (CEI), *Separation Index* (SI), *Xie-Beni Index* (XBI) dan *Indeks Fuzzy Validity* (IFV).

## 7. REFERENSI

- Anoraga, P., & Rachmansyah, Y. (2022). Analisis faktor-faktor yang mempengaruhi indeks pembangunan manusia (IPM) kota Semarang. *Jurnal AKTUAL*, 20(1), 212–222. <https://doi.org/10.47232/aktual.v20i1.157>
- Fadlurohman, A., Utami, T. W., Amrullah, S., Roosyidah, N. A. N., & Dhani, O. R. (2025). Fuzzy geographically weighted clustering with optimization algorithms for social vulnerability analysis in java island. *Jurnal Barekeng*, 19(3), 1841–1852. <https://doi.org/10.30598/barekengvol19iss3pp1841-1852>
- Hermawan, & Hasugian, H. (2022). Penerapan data mining untuk clustering indeks pembangunan manusia berdasarkan provinsi di Indonesia. *Seminar Nasional Mahasiswa Fakultas Teknologi Informasi (SENAFTI)*, 1(1), 525–532.
- Juliari, A. (2019). Kinerja pendapatan daerah terhadap peningkatan indeks pembangunan manusia. *Simposium Nasional Keuangan Negara*, 1(1), 934–957. <https://jurnal.bppk.kemenkeu.go.id/snkn/article/view/228>
- Maliku, E. T., Rais, & Fajri, M. (2022). Pengelompokan kabupaten/kota di provinsi Sulawesi Tengah berdasarkan indikator pembangunan ekonomi menggunakan fuzzy geographically weighted clustering. *Jurnal Ilmiah Matematika Dan Terapan*, 19(1), 130–143. <https://doi.org/10.22487/2540766x.2022.v19.i1.15868>
- Mashfuah, S., & Istiawan, D. (2018). Penerapan partition entropy index , partition coefficient index dan xie benindex untuk penentuan jumlah kluster optimal pada algoritma fuzzy c-means dalam pemetaan tingkat kesejahteraan penduduk Jawa Tengah. *Prosiding The 7th University Research Colloquium, STIKES PKU Muhammadiyah Surakarta*, 51–60.
- Mashfufah, S., Nur, I. M., & Darsyah, M. Y. (2021). Fuzzy geographically weighted clustering dengan gravitational search algorithm pada kasus penyandang masalah kesejahteraan sosial di provinsi jawa tengah. *Jurnal Litbang Edusaintech*, 2(1), 27–36. <https://doi.org/10.51402/jle.v2i1.10>
- Nugroho, A. S., Nur, I. M., & Haris, A. L. (2019). Analisis clustering dengan fuzzy geographically weighted clustering (FGWC) pada indikator indeks pembangunan manusia di Indonesia. *Jurnal Universitas Muhammadiyah Semarang*, 8(1), 1-10. <http://repository.unimus.ac.id/>
- Pendi. (2021). Analisis regresi dengan metode komponen utama dalam mengatasi masalah multikolinearitas. *Buletin Ilmiah Math. Stat. dan Terapannya (Bimaster)*, 10(1), 131–138.
- Permana, I., & Salisah, F. N. (2022). Pengaruh normalisasi data terhadap performa hasil klasifikasi algoritma backpropagation. *IJIRSE: Indonesian Journal of Informatic Research and Software Engineering*, 2(1), 67–72. <https://journal.irpi.or.id/index.php/ijirse>
- Siswati, E., & Hermawati, D.T. (2018). Analisis indeks pembangunan manusia (IPM) kabupaten Bojonegoro. *Jurnal Universitas Wijaya Kusuma Surabaya*, 18 (2), 93-114. <https://journal.uwks.ac.id/sosioagribis/article/view/531/510>
- Suciati, I., Herawati, N., Subian, S., & Widiarti. (2022). Analisis kluster menggunakan metode fuzzy c-means pada data covid-19 di provinsi Lampung. *Prosiding Seminar Nasional Sains dan Matematika (SNSMIPA) ke-6 Universitas Lampung*, 66–73.

- Wandira, S. N., Zilrahmi., Syafriandi., & Fitri, F. (2023). Fuzzy geographically weighted clustering analysis for sectoral potential gross regional domestic product in West Sumatera. *UNP Journal of Statistics and Data Science*, 1(5), 405–412. <https://doi.org/10.24036/ujsds/vol1-iss5/109>