

**Optimasi Fuzzy C-Means Menggunakan Particle Swarm Optimization Untuk
Pengelompokan Kabupaten/Kota Di Pulau Kalimantan
(Studi Kasus: Data Indikator Kesejahteraan Rakyat Tahun 2020)**

**Fuzzy C-Means Optimization Using Particle Swarm Optimization for Grouping
Regencies/Cities in Kalimantan Island
(Case Study: People's Welfare Indicators Data in 2020)**

Nur Afifah Febrianti^{a)}, Rito Goejantoro^{b)}, dan Surya Prangga^{c)}
Laboratorium Statistika Komputasi, FMIPA Universitas Mulawarman

^{a)}Corresponding author: nfebrianti51@gmail.com,

^{b)}rito.goejantoro@fmipa.unmul.ac.id, ^{c)}suryapranggae@fmipa.unmul.ac.id

ABSTRACT

Fuzzy C-Means (FCM) is a method of grouping data based on the degree of membership whose observation object is based on the information found in the data describing the object. The FCM method has weaknesses in the initial cluster center determination, so it can be overcome by the Particle Swarm Optimization (PSO) method that can be applied to find the optimal solution of the optimal cluster center determination. The purpose of this research is to determine the optimal number of clusters based on the validity indexes of Partition Coefficient (PC) and Modified Partition Coefficient (MPC), and obtain the results of grouping regencies/cities using the FCMPSO method. Based on the FCMPSO method with a validity index of PC and MPC, it produces an optimal cluster of two clusters, the first cluster consisting of 33 regencies/cities on Kalimantan Island and the second cluster consisting of 23 regencies/cities on Kalimantan Island.

Keywords: FCM, People's Welfare Indicator, PSO

1. Pendahuluan

Cluster analysis merupakan metode yang objek pengamatannya dibagi menjadi beberapa kelompok berdasarkan variabel yang diamati. Objek pengamatan dikelompokkan ke dalam satu atau lebih *cluster* sehingga objek pengamatan yang memiliki kemiripan akan berada dalam satu *cluster* yang sama (Santoso, 2015). Ada berbagai macam metode *clustering* seperti *K-Means*, *K-Modes*, *K-Medoids*, *Fuzzy C-Means* dan lainnya.

Fuzzy C-Means (FCM) merupakan metode *clustering* yang mengelompokkan suatu data berdasarkan derajat keanggotaan. Derajat keanggotaan pada FCM bernilai 0 sampai 1, semakin tinggi derajat keanggotaan maka semakin besar kemiripan antar data dalam kelompok yang sama. Metode FCM ini memiliki kelemahan mengenai masalah sensitivitas terhadap pusat *cluster* awal, masalah ini dapat mengakibatkan iterasi yang rumit dan proses *clustering* terjebak pada optimum lokal dan hasil *clustering* sulit dikontrol dan bergantung pada inialisasi *centroid*. Solusi terbaik terhadap masalah sensitivitas dapat menerapkan metode *Particle Swarm Optimization* (PSO) (Siringoringo & Jamaluddin, 2019).

PSO merupakan salah satu teknik komputasi evolusioner yang dilakukan dengan cara membangkitkan populasi secara *random*. Metode ini diterapkan pada pencarian solusi yang paling optimal di antara alternatif solusi-solusi yang sub optimal.

Data yang digunakan pada penelitian ini ialah data indikator kesejahteraan rakyat di Pulau Kalimantan. Kesejahteraan rakyat merupakan suatu kondisi di mana nilai kuantitatifnya tidak akan berhenti karena selalu berubah mengikuti perkembangan kebutuhan manusia. Program pembangunan dapat dilakukan dengan penyesuaian karakteristik kesejahteraan rakyat pada setiap daerah sehingga pemerintah dapat memutuskan kebijakan pembangunan yang sesuai tujuan negara (Alwi & Hasrul, 2018). Menurut Badan Pusat Statistik kesejahteraan rakyat diamati dalam berbagai aspek yaitu, kependudukan, kesehatan dan gizi, pendidikan, ketenagakerjaan, taraf dan pola konsumsi, kemiskinan, perumahan dan lingkungan serta sosial lainnya.

Jumlah penduduk di beberapa provinsi di Kalimantan mengalami kenaikan, seperti di Kalimantan Timur berdasarkan hasil perhitungan proyeksi penduduk tahun 2021 jumlah penduduk mencapai 3,71 juta jiwa di mana persebaran penduduk masih terpusat di wilayah perkotaan. Terdapat kesenjangan persebaran penduduk antara wilayah perkotaan dan perdesaan. Akibatnya, pola persebaran dan kepadatan penduduk cenderung kurang menguntungkan bagi pembangunan daerah, karena berpotensi terjadi perbedaan pendapatan penduduk antara wilayah kabupaten dan kota.

Berdasarkan uraian di atas, penulis tertarik untuk melakukan penelitian ilmiah dengan judul “Optimasi *Fuzzy C-Means* Menggunakan *Particle Swarm Optimization* untuk Pengelompokan Kabupaten/Kota di Pulau Kalimantan (Studi Kasus : Indikator Kesejahteraan Rakyat)” yang bertujuan untuk memperoleh hasil pengelompokan Kabupaten/Kota di Pulau Kalimantan berdasarkan *cluster* optimal menggunakan indeks validitas PC dan MPC.

2. Tinjauan Pustaka

2.1 Cluster Analysis

Cluster analysis (analisis kelompok) adalah metode pengelompokan data yang didasarkan hanya pada informasi yang diperoleh dalam data yang menggambarkan data tersebut dan hubungannya. Menurut Suyanto (2019), proses pengelompokan himpunan data ke dalam beberapa *cluster* dengan objek-objek yang memiliki kemiripan yang tinggi dalam *cluster* yang sama. Kemiripan dihitung berdasarkan nilai-nilai atribut yang menggambarkan objek-objek tersebut. Metode dalam analisis kelompok seperti *K-means*, *Fuzzy C-means*, *DBSCAN*, dan lainnya.

2.2 Logika Fuzzy

Logika *fuzzy* pertama kali diperkenalkan oleh Prof. Lotfi A. Zadeh pada tahun 1965. Dasar logika *fuzzy* adalah teori himpunan *fuzzy*. Menurut Naba (2009) teori himpunan *fuzzy* merupakan kerangka matematis yang digunakan untuk mempresentasikan ketidakjelasan, ketidaktepatan, kekurangan informasi dan kebenaran parsial. Pada teori himpunan *fuzzy*, penentu keberadaan elemen dalam suatu himpunan ditentukan oleh derajat keanggotaan. Derajat keanggotaan menjadi ciri utama dari analisis dengan logika *fuzzy* tersebut (Kusumadewi & Purnomo, 2010).

2.3 Fuzzy C-Means (FCM)

FCM adalah metode *clustering* data di mana keberadaan tiap-tiap titik data dalam suatu *cluster* ditentukan oleh derajat keanggotaan. Konsep dasar FCM ialah pertama menentukan pusat *cluster* untuk menandai lokasi rata-rata untuk setiap *cluster*, pusat *cluster* ini masih belum akurat. Dengan cara memperbaiki pusat *cluster* dan derajat keanggotaan tiap-tiap titik data secara berulang, maka akan dapat dilihat bahwa pusat *cluster* akan bergerak menuju lokasi yang tepat. Semakin tinggi derajat keanggotaan maka semakin besar kemiripan data terhadap data dalam satu *cluster* yang ada.

2.4 Particle Swarm Optimization (PSO)

Algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO) diperkenalkan oleh James Kennedy dan Russell Eberhart pada tahun 1995, yang terinspirasi dari perilaku sosial dari binatang, seperti sekawanan burung dan sekelompok ikan dalam suatu gerombolan (*swarm*). Dalam PSO kawanan diasumsikan mempunyai ukuran tertentu dengan setiap partikel posisi awalnya terletak di suatu lokasi yang acak. Setiap partikel diasumsikan memiliki dua karakteristik yaitu posisi dan kecepatan. (Santosa & Ai, 2017).

Pada algoritma PSO, kecepatan *update* untuk setiap partikel, kemudian menjumlahkan kecepatan tersebut ke posisi partikel. Proses *update* kecepatan dipengaruhi oleh kedua solusi, yaitu melakukan penyesuaian posisi terbaik dari partikel *best* dan penyesuaian terhadap partikel terbaik dari seluruh *swarm* yang disebut *global best*. Setiap iterasi, setiap solusi yang dipresentasikan oleh posisi partikel dievaluasi dengan cara memasukkan solusi tersebut dalam *fitness function* (Bisilisin, dkk., 2014).

2.5 Indeks Validitas

Indeks validitas merupakan ukuran yang digunakan untuk menentukan jumlah *cluster* optimal yang dapat menjelaskan struktur data, terdapat beberapa indeks validitas *cluster* yang digunakan untuk *fuzzy clustering* yaitu *partition coefficient* (PC), dan *Modified Partition Coefficient* (MPC) (Wang & Zhang, 2007).

2.6 Kesejahteraan Rakyat

Menurut Undang-Undang Nomor 11 Tahun 2009 mengenai Kesejahteraan Sosial, Pasal 1 Ayat 1 disebutkan bahwa kesejahteraan sosial adalah kondisi terpenuhinya kebutuhan material, spiritual, dan sosial warga negara agar dapat hidup layak dan dapat mengembangkan diri, sehingga dapat melaksanakan fungsi sosialnya. Menurut Badan Pusat Statistik (2021), kualitas penduduk diperlukan indikator atau ukuran yang dapat digunakan untuk mengamati kesejahteraan rakyat. Indikator kesejahteraan rakyat meliputi kependudukan, kesehatan, pendidikan, ketenagakerjaan, pola konsumsi, kemiskinan, perumahan, teknologi informasi, dan lainnya.

3. Bahan dan Metode

3.1 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

- X_1 : Angka Beban Ketergantungan
- X_2 : Keluhan Kesehatan
- X_3 : Jaminan Kesehatan

- X₄ : Angka Partisipasi Sekolah (APS)
- X₅ : Angka Partisipasi Murni (APM) SMA
- X₆ : Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK)
- X₇ : Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT)
- X₈ : Persentase Penduduk Miskin
- X₉ : Indeks Kedalaman Kemiskinan
- X₁₀ : Indeks Keparahan Kemiskinan
- X₁₁ : Pengeluaran Per Kapita
- X₁₂ : Air Bersih
- X₁₃ : Fasilitas Rumah
- X₁₄ : Status Kepemilikan Rumah
- X₁₅ : Kasus Kejahatan

3.2 Metode Penelitian

Tahapan yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Menginput data yang akan dikelompokkan : x_{ij} , $i = 1, 2, \dots, n$; dan $j = 1, 2, \dots, p$.
2. Menentukan parameter awal yang dibutuhkan seperti banyak *cluster*, banyak partikel, bobot inersia (ω) maksimum dan minimum, kecepatan maksimum dan kecepatan minimum, c_1 dan c_2 , r_1 dan r_2 , *error* terkecil (ϵ), bobot (m), dan iterasi maksimum.
3. Mencari nilai derajat keanggotaan dari partikel terpilih menggunakan FCMPSO dengan tahapan sebagai berikut :

- a. Membangkitkan partikel matriks keanggotaan U dan kecepatan.
- b. Menghitung pusat *cluster* untuk setiap partikel menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$v_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^n ((\mu_{ik})^m x_{ij})}{\sum_{i=1}^n (\mu_{ik})^m} \quad (1)$$

- c. Menghitung fungsi objektif masing-masing partikel menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$P_i = \sum_{k=1}^c \sum_{j=1}^p \left[\left(\sum_{j=1}^p (x_{ij} - v_{kj})^2 \right) (\mu_{ik})^m \right] \quad (2)$$

- d. Menghitung nilai *fitness* masing-masing partikel menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$F_s = \frac{1}{P_i} \quad (3)$$

- e. Mengevaluasi partikel untuk memperoleh *pbest* dan *gbest* menggunakan nilai *fitness*.
- f. Memperbarui posisi dan kecepatan partikel menggunakan persamaan berikut:

$$V_s(t+1) = \omega V(t) + c_1 r_1 (p_{best}(t) - X_s(t)) + c_2 r_2 (g_{best}(t) - X_s(t)) \quad (4)$$

$$X_s(t+1) = X_s(t) + V_s(t+1) \quad (5)$$

- g. Mengevaluasi partikel untuk memperoleh nilai *pbest* dan *gbest* baru.
- h. Memeriksa kondisi berhenti. Iterasi dihentikan apabila iterasi telah mencapai iterasi maksimum atau $|gbest_t - gbest_{(t-1)}| < \epsilon$. Jika tidak, maka kembali ke poin b.
- i. Jika nilai *gbest* pada poin f merupakan nilai yang diharapkan maka telah diperoleh derajat keanggotaan yang akan digunakan dalam proses *clustering*.
4. Melakukan tahap *clustering* dengan FCM menggunakan nilai derajat keanggotaan terpilih dengan tahapan sebagai berikut :
 - a. Menghitung pusat *cluster* menggunakan nilai derajat keanggotaan terpilih menggunakan persamaan (1)
 - b. Menghitung fungsi objektif menggunakan persamaan (2)
 - c. Menghitung perubahan matriks partisi menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$\mu_{ik} = \frac{\left[\sum_{j=1}^p (x_{ij} - v_{kj})^2 \right]^{-1}}{\sum_{k=1}^c \left[\sum_{j=1}^p (x_{ij} - v_{kj})^2 \right]^{-1}} \quad (6)$$

- d. Mengulangi poin a sampai dengan c hingga $(|P_t - P_{t-1}| < \varepsilon)$ atau $(t > MaxIter)$ terpenuhi
 e. Menginterpretasi hasil *clustering* berdasarkan indeks validitas menggunakan persamaan sebagai berikut :

$$PC(c) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c (\mu_{ik})^2 \quad (7)$$

$$MPC(c) = 1 - \frac{c}{c-1} (1 - PC) \quad (8)$$

4. Hasil dan Pembahasan

1. Menentukan Parameter Awal

Proses pengelompokan menggunakan metode *Fuzzy C-Means* dengan *Particle Swarm Optimization*, langkah awal yang perlu dilakukan adalah menentukan banyak *cluster* yang digunakan, banyak partikel yang digunakan, ω_{max} dan ω_{min} , c_1 dan c_2 , r_1 dan r_2 , kecepatan maksimum dan minimum, pangkat (m), maksimum iterasi (*MaxIter*), *error* terkecil yang diharapkan (ε). Pada penelitian ini menggunakan banyak *cluster* 2 sampai dengan 5 ($c = 2,3,4,5$), $m = 2$, *MaxIter* = 1000, $\varepsilon = 10^{-5}$, banyak partikel = 10 partikel, $\omega_{max} = 0,9$ $\omega_{min} = 0,4$, kecepatan maksimum = 0,001, kecepatan minimum = -0,001, $c_1, c_2 = 2$, $r_1, r_2 = 0,9$.

Pada penelitian ini contoh perhitungan dilakukan dengan menggunakan banyak *cluster* 2

2. Optimalisasi FCMPSO

a. Membangkitkan Matriks Keanggotaan Awal

Membangkitkan matriks keanggotaan awal secara random dengan bilangan antara 0 sampai 1. Matriks yang dibangkitkan ialah matriks posisi partikel dan matriks kecepatan partikel. Matriks dibangkitkan sebanyak jumlah partikel, matriks posisi dan matriks partikel kecepatan berukuran 56×2 yang dapat dilihat sebagai berikut:

Partikel 1	Partikel 2	Partikel 10															
0,2647	0,7353	0,6899	0,3101	0,4201	0,5799												
0,6391	0,3609	0,5215	0,4785	0,9121	0,0879												
0,1915	0,8085	0,1481	0,8519	0,4545	0,5455												
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮												
0,2759	0,7241	0,4611	0,5389	0,6623	0,3377												
0,2821	0,7179	0,2989	0,7011	0,8925	0,1075												
Matriks Kecepatan																			
<table style="border: none; margin: auto;"> <tr><td style="border: none;">0</td><td style="border: none;">0</td></tr> <tr><td style="border: none;">0</td><td style="border: none;">0</td></tr> <tr><td style="border: none;">0</td><td style="border: none;">0</td></tr> <tr><td style="border: none;">⋮</td><td style="border: none;">⋮</td></tr> <tr><td style="border: none;">0</td><td style="border: none;">0</td></tr> <tr><td style="border: none;">0</td><td style="border: none;">0</td></tr> </table>								0	0	0	0	0	0	⋮	⋮	0	0	0	0
0	0																		
0	0																		
0	0																		
⋮	⋮																		
0	0																		
0	0																		

b. Perhitungan Pusat Cluster untuk Masing-Masing Partikel

Langkah selanjutnya setelah membangkitkan bilangan *random* untuk matriks posisi dan kecepatan adalah menghitung pusat *cluster* untuk masing-masing partikel menggunakan persamaan (1). Berikut contoh perhitungan pusat *cluster* awal dengan

$c=2$ pada pusat *cluster* pertama dan partikel 1:

$$v_{1,1} = \frac{(((0,2647)^2 56,58) + ((0,6391)^2 53,18) + \dots + ((0,2821)^2 53,49))}{(0,2647^2 + 0,6391^2 + \dots + 0,2821^2)}$$

$$v_{1,1} = 47,2506$$

⋮

$$v_{1,15} = \frac{(((0,2647)^2 0,52) + ((0,6391)^2 0,42) + \dots + ((0,2821)^2 1,53))}{(0,2647^2 + 0,6391^2 + \dots + 0,2821^2)}$$

$$v_{1,15} = 0,7316$$

Dilakukan perhitungan yang sama pada pusat *cluster* kedua untuk mendapatkan pusat *cluster* berikutnya. Sehingga pusat *cluster* yang diperbarui dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Pusat *Cluster* Awal pada Partikel 1

Variabel	v_{kj}	
	1	2
Angka Beban Ketergantungan (X_1)	47,2506	48,1658
Keluhan Kesehatan (X_2)	29,0886	29,2186
Jaminan Kesehatan (X_3)	73,8310	77,9183
APS (X_4)	71,4519	71,5069
APM SMA (X_5)	57,2603	58,1911
TPAK (X_6)	69,8247	68,2655
TPT (X_7)	4,7575	5,0541
Persentase Penduduk Miskin (X_8)	5,5481	6,3768
Indeks Kedalaman Kemiskinan (X_9)	0,7212	0,8584
Indeks Keparahan Kemiskinan (X_{10})	0,1543	0,1961
Pengeluaran Per Kapita (X_{11})	51,3624	50,789
Air Bersih (X_{12})	69,4174	65,6774
Fasilitas Rumah (X_{13})	88,0155	88,0880
Status Kepemilikan Rumah (X_{14})	80,1330	80,6914
Kasus Kejahatan (X_{15})	0,7316	0,9570

Ulangi langkah tersebut untuk menghitung pusat *cluster* partikel lainnya.

c. Menghitung Fungsi Objektif dan Nilai Fitness

Setelah menghitung pusat *cluster* awal, selanjutnya nilai keanggotaan dan pusat *cluster* awal dapat digunakan untuk menghitung nilai fungsi objektif pada partikel 1 dengan menggunakan persamaan (2) hasil perhitungannya adalah sebagai berikut :

$$\sum_{j=1}^{15} (x_{1j} - v_{1j})^2 = (56,58 - 47,2506)^2 + (31,06 - 29,0886)^2 + \dots + (0,52 - 0,7316)^2$$

$$= 4.176,7634$$

⋮

$$\sum_{j=1}^{15} (x_{56j} - v_{2j})^2 = (53,49 - 48,1658)^2 + (45,16 - 29,2186)^2 + \dots + (1,53 - 0,9570)^2$$

$$= 1.832,1813$$

$$P_t = \sum_{j=1}^{56} \sum_{k=1}^2 \left[\left(\sum_{j=1}^{15} (x_{ij} - v_{kj})^2 \right) (\mu_{ik})^2 \right]$$

$$= ((4.176,76 \times (0,2647)^2) + \dots + (1.832,18 \times (0,2821)^2))$$

$$= 40.980,7815$$

Tabel 2. Nilai Fungsi Objektif Seluruh Partikel

Partikel	Nilai Fungsi Objektif
Partikel 1	40.980,7815
Partikel 2	39.257,4686
Partikel 3	37.601,9992
Partikel 4	39.597,4740
Partikel 5	39.621,8892
Partikel 6	38.427,2996
Partikel 7	40.495,9838
Partikel 8	40.154,0672
Partikel 9	37.638,1139
Partikel 10	38.751,0928

Selanjutnya evaluasi partikel dengan menghitung nilai *fitness* untuk masing-masing partikel. Perhitungan nilai *fitness* menggunakan persamaan (3). Contoh perhitungan nilai *fitness* untuk partikel 1 adalah:

$$F_s = \frac{1}{P_1}$$

$$= \frac{1}{40.980,7815}$$

$$= 2,4402 \times 10^{-5}$$

Hasil perhitungan dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Nilai *Fitness* Partikel

Partikel	F_s
Partikel 1	$2,4402 \times 10^{-5}$
Partikel 2	$2,5473 \times 10^{-5}$
Partikel 3	$2,6595 \times 10^{-5}$
Partikel 4	$2,5254 \times 10^{-5}$
Partikel 5	$2,5239 \times 10^{-5}$
Partikel 6	$2,6023 \times 10^{-5}$
Partikel 7	$2,4694 \times 10^{-5}$
Partikel 8	$2,4904 \times 10^{-5}$
Partikel 9	$2,6569 \times 10^{-5}$
Partikel 10	$2,5806 \times 10^{-5}$

Langkah selanjutnya adalah menentukan nilai p_{best} dan g_{best} , pada iterasi awal nilai *fitness* yang diperoleh akan menjadi nilai p_{best} untuk setiap partikel. Pada iterasi selanjutnya nilai *fitness* akan dibandingkan dengan nilai *fitness* pada iterasi sebelumnya, nilai *fitness* yang terbesar akan menjadi p_{best} pada iterasi tersebut. Nilai g_{best} diperoleh dari membandingkan nilai p_{best} dari setiap partikel. Nilai p_{best} terbesar akan menjadi nilai g_{best} pada iterasi tersebut. Nilai g_{best} pada iterasi ini ialah sebesar $2,6595 \times 10^{-5}$.

d. Memperbarui Posisi dan Kecepatan Partikel

Setelah evaluasi partikel, langkah selanjutnya adalah *update* kecepatan dan posisi partikel menggunakan persamaan (7) dan (8). Contoh perhitungan *update* kecepatan partikel dan posisi untuk pada partikel 1 adalah

$$V_s(t+1) = \omega V(t) + c_1 r_1 (p_{best}(t) - X_s(t)) + c_2 r_2 (g_{best}(t) - X_s(t))$$

$$= \left(0,9 - \frac{0,9 - 0,4}{1000} \times 1\right) 0 + (2)(0,9)((2,4402 \times 10^{-5}) - 0,2647) + (2)(0,9)((2,6595 \times 10^{-5}) - 0,2647)$$

$$= -0,9528$$

$$= -0,001$$

Setelah didapatkan nilai kecepatan partikel yang baru, dilanjutkan dengan menghitung nilai posisi partikel baru menggunakan. Contoh perhitungannya sebagai berikut :

$$X_s(t+1) = X_s(t) + V_s(t+1)$$

$$X_1(t+1) = 0,2647 + (-0,001)$$

$$= 0,2637$$

Perhitungan dengan cara yang sama juga dilakukan kepada partikel lainnya. Hasil perhitungan *update* posisi dan kecepatan partikel 1 dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Nilai *Update* Posisi dan Kecepatan Partikel 1

X_I		V_I	
0,2637	0,7343	-0,001	-0,001
0,6381	0,3599	-0,001	-0,001
0,1905	0,8075	-0,001	-0,001
⋮	⋮	⋮	⋮
0,1240	0,8740	-0,001	-0,001
0,2749	0,7231	-0,001	-0,001
0,2811	0,7169	-0,001	-0,001

Setelah memperoleh posisi dan kecepatan baru dilakukan kembali perhitungan pusat *cluster*, fungsi objektif dan nilai *fitness* seperti pada contoh sebelumnya. Setelah itu memperbarui nilai p_{best} dan g_{best} yang baru dengan cara perhitungan yang sama seperti sebelumnya. Langkah selanjutnya menghitung kondisi berhenti dengan memeriksa apakah iterasi telah mencapai iterasi maksimum atau $|g_{best(t)} - g_{best(t-1)}| < 0,00001$. Pada perhitungan FCMPSO ini langkah berhenti pada iterasi ke-2

dengan nilai g_{best} yang terpilih pada partikel 3. Matriks posisi pada partikel 3 selanjutnya akan digunakan sebagai nilai keanggotaan awal untuk mendapatkan pusat *cluster* optimal pada proses pengelompokan. Nilai keanggotaan awal terpilih dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Nilai Keanggotaan Terpilih

Nilai Keanggotaan		
No.	$\mu_{i,1}$	$\mu_{i,2}$
1	0,3204	0,6776
2	0,2847	0,7133
3	0,6419	0,3561
4	0,5094	0,4886
5	0,5175	0,4805
⋮	⋮	⋮
54	0,3252	0,6728
55	0,6579	0,3401
56	0,9067	0,0913

3. Proses Pengelompokan

Setelah diperoleh nilai keanggotaan awal selanjutnya menghitung pusat *cluster* optimal, contoh perhitungan pusat *cluster* optimal dengan $c=2$ pada pusat *cluster* pertama sebagai berikut:

$$v_{i,1} = \frac{((0,3204)^2 56,58) + ((0,2847)^2 53,18) + \dots + ((0,9067)^2 53,49)}{(0,3204^2 + 0,2847^2 + \dots + 0,9067^2)}$$

$$v_{i,1} = 48,3357$$

⋮

$$v_{i,15} = \frac{(((0,3204)^2 0,52) + ((0,2847)^2 0,42) + \dots + ((0,9067)^2 1,53))}{(0,3204^2 + 0,2847^2 + \dots + 0,9067^2)}$$

$$v_{i,15} = 0,7698$$

Dilakukan perhitungan yang sama pada pusat *cluster* kedua untuk mendapatkan pusat *cluster* berikutnya. Sehingga pusat *cluster* yang diperbarui dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Pusat Cluster

Variabel	v_{kj}	
	1	2
Angka Beban Ketergantungan (X_1)	48,3357	47,1576
Keluhan Kesehatan (X_2)	29,2452	28,7865
Jaminan Kesehatan (X_3)	76,1498	74,8369
APS (X_4)	72,7909	70,0038
APM SMA (X_5)	59,5810	55,7546
TPAK (X_6)	68,8821	69,0211
TPT (X_7)	4,8036	5,0914
Persentase Penduduk Miskin (X_8)	6,0677	5,7681
Indeks Kedalaman Kemiskinan (X_9)	0,8371	0,7483
Indeks Keparahan Kemiskinan (X_{10})	0,1922	0,1628
Pengeluaran Per Kapita (X_{11})	51,3629	51,1026
Air Bersih (X_{12})	70,2901	62,9383
Fasilitas Rumah (X_{13})	87,3417	89,0450
Status Kepemilikan Rumah (X_{14})	80,9950	80,3214
Kasus Kejahatan (X_{15})	0,7698	0,8808

Setelah menghitung pusat *cluster* selanjutnya menghitung fungsi objektif dengan nilai keanggotaan awal pada Tabel 5 dan pusat *cluster* pada Tabel 6,.

$$\sum_{j=1}^{15} (x_{1j} - v_{1j})^2 = ((56,58 - 48,3357)^2 + (31,06 - 29,2452)^2 + \dots + (0,52 - 0,7698)^2)$$

$$= 4.333,4974$$

$$P_i = \sum_{j=1}^{56} \sum_{k=1}^2 \left(\left[\sum_{j=1}^{15} (x_{ij} - v_{kj})^2 \right] (\mu_{ik})^2 \right)$$

$$= ((4.333,4974 \times (0,3204)^2) + \dots + (2.117,2175 \times (0,0913)^2))$$

$$= 37.472,8202$$

Langkah selanjutnya adalah menghitung nilai keanggotaan dengan $c=2$, yaitu

$$\mu_{i,1} = \frac{\left[\sum_{j=1}^{15} (x_{1j} - v_{1j})^2 \right]^{-1}}{\sum_{k=1}^2 \left[\sum_{j=1}^{15} (x_{1j} - v_{kj})^2 \right]^{-1}}$$

$$\mu_{i,1} = \frac{[(4.333,50)]^{-1}}{(4.333,50)^{-1} + (3.399,14)^{-1}}$$

$$= 0,4396$$

Tabel 7. Nilai Keanggotaan yang Telah Diperbarui dengan $c=2$
Nilai Keanggotaan

No.	$\mu_{i,1}$	$\mu_{i,2}$
1	0,4396	0,5604
2	0,3935	0,6065
3	0,4382	0,5618
4	0,4374	0,5626
5	0,4138	0,5862
⋮	⋮	⋮
54	0,4829	0,5171
55	0,6540	0,3640
56	0,5711	0,4289

Setelah menghitung perubahan matriks keanggotaan selanjutnya ialah menghitung kembali pusat *cluster*, fungsi objektif dengan pusat *cluster* yang telah diperbarui dan menghitung perubahan matriks kembali. Pada perhitungan ini iterasi berhenti pada iterasi ke-19. Diperoleh hasil akhir nilai keanggotaan 56 Kabupaten/Kota yang ditunjukkan pada Tabel 8.

Tabel 8. Nilai Akhir Keanggotaan dengan $c=2$

Kabupaten/Kota	Cluster 1	Cluster 2	Cluster yang diikuti
Sambas	0,2671	0,7329	2
Bengkayang	0,1088	0,8912	2
Landak	0,1378	0,8622	2
⋮	⋮	⋮	⋮
Tana Tidung	0,4088	0,5912	2
Nunukan	0,8093	0,1907	1
Tarakan	0,8109	0,1891	1

Anggota *cluster* dikelompokkan berdasarkan nilai keanggotaan terbesar. Berdasarkan nilai keanggotaan akhir pada Tabel 8, pada data pertama (Kabupaten Sambas) diperoleh nilai keanggotaan untuk *cluster* pertama sebesar 0,2671 dan untuk *cluster* kedua sebesar 0,7329 sehingga data pertama (Kabupaten Sambas) menjadi anggota *cluster* kedua. Sedangkan data ke-empat belas (Kabupaten Singkawang) diperoleh nilai keanggotaan sebesar 0,5403 pada *cluster* pertama dan 0,4597 pada *cluster* kedua sehingga data ke-empat belas (Kabupaten Singkawang) menjadi anggota *cluster* pertama.

4. Perhitungan Indeks Validitas

Indeks validitas yang digunakan ialah PC dan MPC. Contoh perhitungan PC dengan $c=2$ menggunakan persamaan (7) sebagai berikut:

$$PC(2) = \frac{1}{56} \sum_{i=1}^{56} \sum_{k=1}^2 (\mu_{ik})^2$$

$$= \frac{1}{56}(0,2671^2 + \dots + 0,1891)$$

$$= 0,6266$$

Contoh perhitungan MPC dengan $c=2$ menggunakan persamaan (8) sebagai berikut:

$$MPC(2) = 1 - \frac{2}{2-1}(1 - 0,6266)$$

$$= 0,2533$$

Nilai validitas *cluster* dengan menggunakan PC dan MPC dapat dilihat pada Tabel 9.

Table 9. Nilai Indeks Validitas

Banyak Cluster (<i>c</i>)	PC	MPC
2	0,6266	0,2533
3	0,4615	0,1923
4	0,3711	0,1615
5	0,3550	0,1937

Berdasarkan Tabel 9 diperoleh nilai PC dan MPC dari *cluster* 2 sampai dengan 5, nilai PC dan MPC terbesar berturut-turut adalah 0,6266 dan 0,2533 pada *cluster* 2. Sehingga diperoleh *cluster* yang optimal adalah 2 *cluster*.

5. Interpretasi Hasil *Cluster*

Berdasarkan nilai PC dan MPC, diketahui bahwa *cluster* yang optimal adalah 2 *cluster*, dengan anggota *cluster* sebagai berikut:

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

Secara deskriptif, ukuran yang biasa dipakai untuk proses interpretasi adalah *cluster centroid*. Berdasarkan hasil metode FCMPSO, diperoleh nilai rata-rata variabel untuk masing-masing *cluster* yang dapat dilihat pada Tabel 10.

Tabel 10. Nilai Rata-Rata Variabel untuk Masing-Masing *Cluster*

Variabel	<i>Cluster</i>	
	1	2
Angka Beban Ketergantungan (X_1)	46,7157	48,8111
Keluhan Kesehatan (X_2)	29,6195	28,2108
Jaminan Kesehatan (X_3)	77,8573	72,2437
APS (X_4)	74,7862	68,0919
APM SMA (X_5)	62,1248	52,6705
TPAK (X_6)	68,0102	70,1730
TPT (X_7)	5,3611	4,5285
Persentase Penduduk Miskin (X_8)	5,7273	6,4643
Indeks Kedalaman Kemiskinan (X_9)	0,7690	0,8886
Indeks Keparahan Kemiskinan (X_{10})	0,1729	0,2010
Pengeluaran Per Kapita (X_{11})	49,0161	53,5216
Air Bersih (X_{12})	79,8176	50,7364
Fasilitas Rumah (X_{13})	91,7057	84,7328
Status Kepemilikan Rumah (X_{14})	75,5146	87,2886
Kasus Kejahatan (X_{15})	0,9543	0,6625

Berdasarkan Tabel 10, dapat dilihat rata-rata variabel berbeda dari kedua *cluster* yang terbentuk. Dari segi kependudukan, rata-rata angka beban ketergantungan pada *cluster* kedua lebih besar dibandingkan dengan *cluster* pertama yang berarti bahwa jumlah penduduk produktif yang terdapat pada *cluster* kedua

lebih banyak menanggung kebutuhan penduduk tidak produktif secara ekonomi yang terdapat pada *cluster* pertama. Berdasarkan segi kemiskinan, nilai rata-rata persentase penduduk miskin pada *cluster* kedua lebih besar dibandingkan dengan *cluster* pertama, dimana pada *cluster* kedua lebih banyak penduduk yang memiliki penghasilan per kapita selama sebulan berada di bawah garis kemiskinan dibandingkan dengan *cluster* pertama. Pada segi pola konsumsi, variabel rata-rata pengeluaran per kapita pada *cluster* kedua juga lebih besar dibandingkan *cluster* pertama. Berdasarkan indikator perumahan, rata-rata rumah tangga yang memiliki rumah sendiri pada *cluster* kedua lebih banyak dibandingkan *cluster* pertama. Variabel lain di *cluster* kedua yang memiliki nilai rata-rata lebih besar yaitu, indeks kedalaman kemiskinan, dan indeks keparahan kemiskinan.

Sebaliknya, nilai rata-rata yang lebih besar pada *cluster* pertama yaitu variabel jaminan kesehatan yang di mana pengguna jaminan kesehatan untuk rawat inap pada *cluster* pertama lebih besar dibandingkan dengan *cluster* kedua. Pada segi pendidikan nilai rata-rata variabel APS lebih besar pada *cluster* pertama daripada *cluster* kedua yang berarti lebih sedikit anak usia 15-18 tahun yang tidak/belum pernah sekolah atau tidak sekolah lagi pada *cluster* pertama daripada *cluster* kedua. Berdasarkan segi ketenagakerjaan, nilai rata-rata TPT atau banyaknya orang yang mencari pekerjaan atau sedang mempersiapkan usaha pada *cluster* pertama lebih besar dibandingkan *cluster* kedua. Berdasarkan indikator lainnya nilai rata-rata kasus kejahatan atau banyaknya korban kejahatan pada *cluster* pertama lebih besar dibandingkan dengan *cluster* kedua. Variabel lain di *cluster* pertama yang memiliki nilai rata-rata lebih besar yaitu variabel keluhan kesehatan, APM SMA, air bersih, dan fasilitas rumah.

5. Kesimpulan

- Berdasarkan nilai PC dan MPC, diperoleh *cluster* yang optimal sebanyak 2 *cluster*, yaitu:
- *Cluster 1* : Singkawang, Kotawaringin Barat, Barito Utara, Sukamara, Lamandau, Seruyan, Katingan, Barito Timur, Palangka Raya, Kotabaru, Tapin, Hulu Sungai Selatan, Hulu Sungai Tengah, Hulu Sungai Utara, Tabalong, Tanah Bumbu, Balangan, Banjarmasin, Banjarbaru, Paser, Kutai Barat, Kutai Kartanegara, Kutai Timur, Berau, Penajam Paser Utara, Mahakam Hulu, Balikpapan, Samarinda, Bontang, Malinau, Bulungan, Nunukan dan Tarakan.
 - *Cluster 2* : Sambas, Bengkayang, Landak, Mempawah, Sanggau, Ketapang, Sintang, Kapuas Hulu, Sekadau, Melawi, Kayong Utara, Kubu Raya, Pontianak, Kotawaringin Timur, Kapuas, Barito Selatan, Pulang Pisau, Gunung Mas, Murung Raya, Tanah Laut, Banjar, Barito Kuala, Tana Tidung.

Daftar Pustaka

- Alwi, W. & Hasrul, Muh. (2018). Analisis Klaster untuk Pengelompokan Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan Berdasarkan Indikator Kesejahteraan Rakyat. *Jurnal MSA*. 6(1), 35-42.
- Badan Pusat Statistik Kalimantan Timur. (2021). *Statistik Kesejahteraan Rakyat Provinsi Kalimantan Barat 2021*. Samarinda: Badan Pusat Kalimantan Timur.
- Bisilisin, F. Y., Herdiyeni, Y. & Silalahi, B. P. (2014). Optimasi K-Means Menggunakan Particle Swarm Optimization pada Sistem Identifikasi Tumbuhan Obat Berbasis Citra. *Jurnal Ilmu Komputer Agri-Informatika*. 3(1),38-47.
- Kusumadewi, S. & Purnomo, H. (2010). *Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung. Keputusan*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Naba, A. (2009). *Belajar Cepat Fuzzy Logic Menggunakan MATLAB*. Yogyakarta: Penerbit ANDI.
- Santosa, B., & Ai, T.J. (2017). *Pengantar Metaheuristik Implementasi dengan Matlab*. Surabaya: ITS Tekno Sains.
- Santoso, S. (2015). *Menguasai Statistik Multivariat*. Jakarta: PT Elex Media Komputindo.
- Siringoringo, R. & Jamaluddin. (2019). Peningkatan Performa Cluster Fuzzy C-Means pada Pengklasteran Sentimen Menggunakan Particle Swarm Optimization. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*. 6(4), 349-354.
- Suyanto. (2019). *Data Mining untuk Klasifikasi dan Klasterisasi Data*. Bandung: Informatika.
- Wang, W., & Zhang, Y. (2007). On Fuzzy Cluster Validity Indices. *Fuzzy Sets System*, 158, 2095-2177.