

Implementasi Metode *Fuzzy C-Means* Dan *Fuzzy Subtractive Clustering* Dalam Pengklasteran Kabupaten/Kota Di Provinsi Sumatera Barat Berdasarkan Faktor Penyebab *Stunting*

Ferra Yanuar^{1*}, Putri Aulia², Aidinil Zetra³, Hazmira Yoza⁴

^{1,2,4}Departemen Matematika dan Sains Data, FMIPA, Universitas Andalas, Padang, Indonesia.

³Departemen Ilmu Politik, FISIP, Universitas Andalas, Padang, Indonesia

e-mail: ferrayanuar@sci.unand.ac.id

Diajukan: 17 Desember 2023, Diperbaiki: 10 April 2025, Diterima: 6 Maret 2026

Abstrak

Salah satu masalah kekurangan gizi yang masih cukup tinggi di Indonesia adalah masalah pendek (*stunting*). *Stunting* dapat terjadi sebagai akibat dari kekurangan gizi terutama pada saat 1000 HPK (Hari Pertama Kehidupan). Berbagai upaya terus dilakukan oleh pemerintah untuk menekankan prevalensi balita *stunting* namun upaya tersebut tidak cukup efektif. Salah satu cara yang cukup efektif adalah dengan dilakukannya analisis kluster. Penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan kabupaten/kota di Sumatera Barat berdasarkan faktor penyebab *stunting*. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah *fuzzy c-means* dan *fuzzy subtractive clustering*. Uji validitas kluster yang digunakan pada penelitian ini adalah Modified Partition Coefficient (MPC), Partition Entropy (PE), dan indeks Xie-Beni (XB). Berdasarkan perhitungan ketiga indeks validitas diperoleh bahwa jumlah kluster yang optimum pada pengklasteran berdasarkan metode FCM adalah sebanyak dua kluster ($c = 2$). Sedangkan pada metode *fuzzy subtractive clustering* jumlah kluster yang optimum terdapat pada pengklasteran berjari-jari (r) = 0.90 dengan jumlah kluster yang terbentuk sebanyak tiga kluster. Pada penelitian ini didapatkan hasil bahwa metode *fuzzy subtractive clustering* lebih baik daripada metode *fuzzy c-means* karena nilai indeks validitas CE dan XB yang dihasilkan lebih rendah. Dengan metode *fuzzy subtractive clustering* didapatkan pada kluster satu dan dua terdiri dari sembilan daerah, sedangkan pada kluster tiga hanya terdiri dari satu daerah.

Kata Kunci: *Fuzzy C-Means, Fuzzy Subtractive Clustering, Stunting.*

Abstract

One of the problems of malnutrition that is still quite high in Indonesia is stunting. Stunting can occur as a result of malnutrition, especially during the 1000 HPK (First Day of Life). The government continues to make various efforts to emphasize the prevalence of stunting in toddlers, but these efforts are not effective enough. One way that is quite effective is to carry out cluster analysis. This research aims to group districts/cities in West Sumatra based on factors that cause stunting. The methods used in this research are fuzzy c-means and fuzzy subtractive clustering. The cluster validity tests used in this research are Modified Partition Coefficient (MPC), Partition Entropy (PE), and Xie-Beni index (XB). Based on the calculation of the three validity indices, it was found that the optimum number of clusters in clustering based on the FCM method was two clusters ($c = 2$). Meanwhile, in the fuzzy subtractive clustering method, the optimum number of clusters is found in clustering with radius (r) = 0.90 with the number of clusters formed being three clusters. In this research, the results showed that the fuzzy subtractive clustering method was better than the fuzzy c-means method because the resulting CE and XB validity index values were lower. Using the fuzzy subtractive clustering method, it was found that clusters one and two consisted of nine regions, while cluster three only consisted of one region.

Keywords: *Fuzzy C-Means, Fuzzy Subtractive Clustering, Stunting.*

1 Pendahuluan

Sumatera Barat saat ini masih menghadapi permasalahan gizi yang berdampak serius terhadap kualitas sumber daya manusia (SDM). Salah satu masalah kekurangan gizi yang masih cukup tinggi di Sumatera Barat adalah masalah tinggi badan yang dibawah rata-rata atau pendek (stunting). Pada dasarnya stunting merupakan kondisi gagal pertumbuhan pada anak akibat kekurangan gizi dalam waktu yang lama. Laporan Studi Status Gizi Indonesia (SSGI) mencatat [1], [2], pada tahun 2021 Sumatera Barat memiliki angka stunting sebesar 23,3%.

Berbagai pendekatan terus dilakukan untuk menurunkan angka stunting di Sumatera Barat. Masing-masing kabupaten/kota di Sumatera Barat memiliki karakteristik masing-masing yang tidak bisa disamakan antardaerah, sehingga perlunya analisis pengelompokan balita stunting. Adanya pengelompokan ini, mempermudah dalam melihat karakteristik faktor penyebab masalah stunting, sehingga kebijakan yang dihasilkan lebih tepat sasaran sesuai dengan kebutuhan masing-masing daerah [3].

Pengelompokkan daerah berdasarkan kesamaan karakteristik dapat dilakukan dengan analisis klaster. Analisis klaster adalah proses pengelompokan sekumpulan objek ke dalam beberapa klaster sehingga objek di dalam suatu klaster bersifat homogen sedangkan objek antar-klaster bersifat heterogen. Faktor penyebab stunting pada beberapa wilayah umumnya berbeda-beda. Namun berdasarkan data stunting yang diperoleh dari kantor BKKBN Provinsi Sumatera Barat, masing-masing wilayah memiliki faktor-faktor penyebab stunting yang sama. Sehingga pengklasteran kabupaten/kota di Provinsi Sumatera Barat dapat dibentuk menjadi beberapa klaster berdasarkan kesamaan karakteristik yang dimiliki [3].

Analisis klaster dibedakan menjadi dua metode yaitu metode berhirarki (*hierarchical method*) dan metode tak berhirarki (*nonhierarchical method*). Dalam tahap pengelompokan hirarki maupun tidak, pembentukan klaster dilakukan sedemikian rupa sehingga setiap objek berada tepat pada satu klaster. Namun pada saat tertentu, hal tersebut tidak dapat dijalankan karena sesungguhnya sebuah objek tersebut berkemungkinan berada di antara dua kelompok lain bahkan lebih. Untuk mengatasi masalah ketidakpastian dalam klasterisasi ini, dibutuhkan pengelompokan yang menerapkan fuzzy clustering yaitu pengelompokan yang mempertimbangkan derajat keanggotaan dalam himpunan fuzzy untuk dasar dari pembobotan dalam pengklasteran [4], [5]. Pada penelitian ini akan diimplementasikan metode Fuzzy C-Means (FCM) dan Fuzzy Subtractive Clustering (FSC) dalam pengklasteran kabupaten/kota di Provinsi Sumatera Barat berdasarkan faktor penyebab stunting.

2 Metode Penelitian

2.1 Analisis Kluster (*Cluster Analysis*)

Analisis kluster merupakan suatu teknik peubah ganda yang memiliki tujuan utama untuk mengklusterkan objek berdasarkan kemiripan karakteristik yang dimilikinya [6]. Perbedaan antar kluster diukur dengan menggunakan sistem jarak, salah satu ukuran jarak yang digunakan adalah jarak *Euclidean*. Jarak *Euclidean* didefinisikan dengan rumus sebagai berikut [6], [7]:

$$d_{ik} = \sqrt{\sum_{j=1}^m (x_{ij} - x_{kj})^2}, \quad (1)$$

dimana d_{ik} adalah jarak antara objek ke- i dengan objek ke- k , x_{ij} adalah nilai objek ke- i pada variabel ke- j , x_{kj} adalah nilai objek ke- k pada variabel ke- j , m adalah banyak variabel yang diamati. Pengelompokkan dengan analisis kluster dibagi menjadi dua metode, yaitu metode berhirarki, dan metode tak berhirarki. Salah satu metode tak berhirarki adalah *fuzzy clustering* [4].

2.2 *Fuzzy C-Means* (FCM)

Fuzzy c-means adalah salah satu teknik pengklusteran objek yang mana keberadaan tiap-tiap titik objek dalam suatu kluster ditentukan oleh derajat keanggotaannya. Berikut adalah algoritma dalam metode *fuzzy c-means* [8].

1. Menyiapkan data yang akan di kluster berupa matriks X_{ij} dengan sampel ke- i ; ($i = 1, 2, \dots, n$) dan variabel ke- j ; ($j = 1, 2, \dots, m$).
2. Tentukan jumlah kluster (c), nilai pangkat pembobot ($w > 1$), galat terkecil yang diharapkan (ϵ), fungsi objektif awal ($P_0 = 0$), dan iterasi awal ($t = 1$).
3. Membangkitkan bilangan acak μ_{il} , $i = 1, 2, \dots, n$; $l = 1, 2, \dots, c$; sebagai elemen-elemen matriks partisi awal U . Matriks partisi awal pada pengelompokkan *fuzzy* memenuhi kondisi sebagai berikut:

$$\mu_{il} \in [0, 1],$$

dimana

$$\sum_{l=1}^c \mu_{il} = 1.$$

4. Menghitung pusat kluster ke- l : C_{lj} dengan $l = 1, 2, \dots, c$ dan $j = 1, 2, \dots, m$

$$C_{lj} = \frac{\sum_{i=1}^n (\mu_{il})^w (x_{ij})}{\sum_{i=1}^n (\mu_{il})^w} \quad (2)$$

5. Menghitung fungsi objektif pada iterasi ke- t (P_t).

$$P_t = \sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^c \left(\left[\sum_{j=1}^m (X_{ij} - C_{lj})^2 \right] (\mu_{il})^w \right). \quad (3)$$

6. Menghitung perubahan elemen-elemen matriks partisi

$$\mu_{il}^* = \frac{\left(\left[\sum_{j=1}^m (X_{ij} - C_{lj})^2 \right]^{w-1} \right)^{-1}}{\sum_{l=1}^c \left(\left[\sum_{j=1}^m (X_{ij} - C_{lj})^2 \right]^{w-1} \right)^{-1}} \quad (4)$$

7. Periksa kondisi berhenti, jika $|P_t - P_{t-1}| < \epsilon$ ($\epsilon = 10^{-5}$) [8] maka iterasi berhenti, jika tidak maka $t = t + 1$ dan mengulang kembali ke langkah 4.

2.3 Fuzzy Subtractive Clustering (FSC)

Fuzzy subtractive clustering merupakan suatu metode pengklasteran objek yang menggunakan data sebagai calon pusat kluster. Beban komputasi pada metode ini bergantung pada banyaknya data bukan banyaknya dimensi data. Metode ini tergolong metode *unsupervised clustering* dimana jumlah pusat kluster tidak diketahui [9]. Berikut adalah algoritma dalam metode *fuzzy subtractive clustering* [10], [11].

1. Menyiapkan data yang akan di kluster berupa matriks X_{ij} dengan sampel ke- i ; ($i = 1, 2, \dots, n$) dan variabel ke- j ; ($j = 1, 2, \dots, m$).
2. Menetapkan nilai jari-jari (r_j), faktor pengali (q), accept ratio, dan reject ratio.
3. Menentukan nilai minimum (X_{min}) dan maksimum (X_{max}) untuk setiap variabel.
4. Menormalisasi setiap data dengan menggunakan rumus:

$$X_{ij}^* = \frac{X_{ij} - X_{minj}}{X_{maxj} - X_{minj}}, i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

5. Menentukan potensi awal tiap titik data, D_i ($i = 1, 2, \dots, n$).

(a) Menghitung jarak setiap data terhadap $T_j = X_{ij}^*$ dengan rumus:

$$Dist_{kj} = \left(\frac{T_j - X_{kj}}{r_j} \right), k = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

(b) Menghitung potensi awal tiap data dengan rumus:

- Jika $m = 1$, maka $D_i = \sum_{k=1}^n e^{-4(Dist_{kj}^2)}$ (7)

- Jika $m > 1$, maka $D_i = \sum_{k=1}^n e^{-4(\sum_{j=1}^m Dist_{kj}^2)}$ (8)

6. Menentukan data dengan nilai potensi tertinggi:

- $M = \max [D_i | i = 1, 2, \dots, n]$; untuk iterasi ke-1

- $Z = \max [D_i | i = 1, 2, \dots, n]$; untuk iterasi ke-2, 3, dan seterusnya

7. Menentukan pusat kluster dengan cara menetapkan vektor \mathbf{V} sebagai calon pusat kluster dan menghitung nilai rasio, $ratio = \frac{Z}{M}$, khusus pada iterasi pertama nilai $Z = M$.

Setelah nilai rasio diperoleh, didapatkan tiga kemungkinan kondisi, yaitu:

- a) jika nilai $ratio > accept\ ratio$, calon pusat kluster dapat diterima sebagai pusat kluster baru,
- b) jika nilai $ratio < accept\ ratio$ dan nilai $ratio > reject\ ratio$, maka calon pusat kluster akan diterima jika keberadaannya cukup jauh dari pusat kluster yang telah ada. Misal \mathbf{V} adalah calon pusat kluster. Prosedur yang dilakukan adalah:

- Menghitung jarak calon pusat kluster \mathbf{V} dengan pusat kluster yang lain C_l dengan rumus:

$$Sd_l = \sum_{j=1}^m \left(\frac{v_j - c_{lj}}{r_j} \right)^2 \quad (9)$$

- Hitung $Mds = \sqrt{Sd_l}$, dengan Mds adalah jarak terdekat data calon pusat kluster \mathbf{V} dengan pusat kluster yang lain. Jika $(ratio + Mds) \geq 1$, maka calon pusat kluster diterima sebagai pusat kluster baru. Jika $(ratio + Mds) < 1$, maka calon pusat kluster tidak diterima dan tidak akan dipertimbangkan kembali sebagai pusat kluster. Potensi data tersebut diset menjadi 0.

- c) Jika nilai $ratio < accept\ ratio$ dan $ratio < reject\ ratio$, maka calon pusat kluster tidak diterima sebagai pusat kluster dan tidak ada lagi calon pusat kluster baru. Iterasi dihentikan.

8. Mengurangi potensi titik-titik data yang lain. Rumus yang digunakan adalah:

$$D'_i = D_i - M \times e^{-4 \left[\sum_{j=1}^m \left(\frac{x_{ij}^* - c_{lj}}{r_j^{*q}} \right)^2 \right]} \quad (10)$$

9. Mengulangi dari langkah b hingga proses iterasi berhenti, yaitu jika diperoleh nilai $ratio < accept\ ratio$ dan nilai $ratio < reject\ ratio$.

10. Mengembalikan pusat kluster dari bentuk ternormalisasi ke bentuk semula (denormalisasi).

$$C_{lj\,dnorm} = C_{lj} \times (X_{maxj} - X_{minj}) + X_{minj} \quad (11)$$

11. Menentukan derajat keanggotaan

Salah satu fungsi keanggotaan yang dapat digunakan untuk menentukan derajat keanggotaan adalah fungsi keanggotaan *gauss*. Rumus simpangan baku adalah:

$$\sigma_j = \frac{r_j \times (X_{maxj} - X_{minj})}{\sqrt{8}} \quad (12)$$

Derajat keanggotaan data ke- i pada kluster ke- l diperoleh dengan menggunakan rumus:

$$\mu_{il} = e^{-\sum_{j=1}^m \frac{(x_{ij} - c_{lj})^2}{2\sigma_j^2}} \quad (13)$$

12. Menentukan keanggotaan kluster; Derajat keanggotaan terbesar menunjukkan kecenderungan yang tinggi suatu data untuk masuk menjadi anggota kluster tersebut.

2.4 Validitas Kluster

1. *Modified Partition Coefficient* (MPC)

MPC merupakan indeks validitas hasil perbaikan dari metode *Partition Coefficient* (PC). Nilai MPC didefinisikan dengan persamaan berikut [12]:

$$MPC = 1 - \frac{c}{c-1} (1 - PC), \quad (14)$$

Adapun persamaan indeks PC yaitu:

$$PC = \frac{1}{n} \sum_{l=1}^c \sum_{i=1}^n (\mu_{il})^2, \quad (15)$$

Nilai MPC berkisar $0 \leq MPC \leq 1$. Penentuan hasil kluster optimum (terbaik) dari beberapa jumlah kluster yang dihasilkan ditentukan dari nilai MPC yang terbesar.

2. *Partition Entropy* (PE) Index

Partition Entropy Index merupakan suatu indeks validitas yang hanya mengukur kekaburan (*fuzzyness*) dari partisi kelompok. Persamaan indeks PE dapat dituliskan sebagai berikut [13]:

$$PE = -\frac{1}{n} \sum_{l=1}^c \sum_{i=1}^n \mu_{il} \ln(\mu_{il}). \quad (16)$$

Indeks ini memiliki rentang 0 sampai $\ln(c)$. Indeks PE yang semakin kecil menunjukkan pengelompokan yang lebih baik.

3. Indeks *Xie Beni* (XB)

Indeks *Xie-Beni* didefinisikan dengan persamaan berikut [14]:

$$XB = \frac{\sum_{l=1}^c \sum_{i=1}^n \mu_{il}^2 (||X_i - V_l||)^2}{n * \min_{l,l'} (||V_l - V_{l'}||)^2} \quad (17)$$

dimana μ_{il} adalah nilai derajat keanggotaan objek ke- i kluster ke- l , X_i adalah vektor-vektor dari $(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})$ yang menyatakan objek ke- i variabel ke- j . V_l adalah vektor-vektor dari $(v_{l1}, v_{l2}, \dots, v_{lm})$ yang menyatakan pusat dari kluster ke- l variabel

ke- j . Kemudian $||V_l - V_{l'}||$ adalah jarak antara pusat kluster ke- l dengan pusat kluster ke- l' . Semakin kecil nilai indeks *Xie-Beni* menyatakan semakin baik suatu kluster.

2.5 Analisis Spasial Clustering

Untuk melengkapi metode pengklasteran fuzzy yang telah dilakukan, penelitian ini menambahkan pendekatan spasial clustering untuk mengamati distribusi geografis dari kluster yang terbentuk. Dengan mempertimbangkan kedekatan geografis antar kabupaten/kota di Sumatera Barat, dilakukan analisis spasial menggunakan metode Moran's I dan LISA (*Local Indicators of Spatial Association*). Analisis ini bertujuan untuk mengetahui apakah terdapat autokorelasi spasial dari prevalensi stunting dan apakah kabupaten/kota yang dikelompokkan ke dalam kluster yang sama juga membentuk pola wilayah geografis tertentu.

2.6. Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder berupa data prevalensi *stunting* di kabupaten/kota di Sumatera Barat tahun 2021. Data diperoleh langsung dari kantor Badan Kependudukan dan Keluarga Berencana Nasional (BKKBN) Provinsi Sumatera Barat. Variabel yang digunakan untuk *clustering* pada penelitian ini adalah persentase jumlah keluarga tidak makan makanan beragam (X_1), persentase jumlah keluarga dengan rumah tidak layak huni (X_2), persentase jumlah keluarga punya baduta (anak usia bawah dua tahun) tidak diberikan ASI eksklusif (X_3), persentase jumlah keluarga punya balita tidak mengikuti program posyandu (X_4), dan persentase jumlah keluarga yang mempunyai balita tidak mengikuti program Bina Keluarga Berencana (BKB) (X_5).

Langkah-langkah analisis data yang dilakukan dalam penelitian ini adalah:

- (1) Membuat statistika deskriptif untuk masing-masing variabel.
- (2) Melakukan uji multikolinearitas.
- (3) Melakukan pengklasteran menggunakan algoritma *fuzzy c-means* (FCM), dengan nilai parameter awal yaitu jumlah kluster (c), pangkat pembobot ($w = 2$), galat terkecil yang diharapkan ($\epsilon = 10^{-5}$), fungsi objektif awal ($P_0 = 0$), dan iterasi awal ($t = 1$).
- (4) Menentukan jumlah kluster optimum dengan menggunakan indeks validitas MPC, PE, dan Indeks XB untuk metode FCM.
- (5) Melakukan pengklasteran menggunakan algoritma *fuzzy subtractive clustering* (FSC).
- (6) Menentukan jumlah kluster optimum dengan menggunakan indeks validitas MPC, PE, dan Indeks XB untuk metode FSC.
- (7) Menginterpretasikan hasil pengklasteran.

3 Hasil dan Pembahasan

3.1. Pengklasteran Menggunakan Metode *Fuzzy C-Means*

Pembentukan kluster dengan metode FCM dilakukan dengan jumlah kluster sebanyak 2,3,4 dan 5. Pemilihan jumlah kluster optimum (terbaik) dapat ditentukan berdasarkan nilai indeks validitas kluster. Indeks validitas kluster yang digunakan pada penelitian ini adalah indeks MPC, PE dan XB. Jumlah kluster yang optimum adalah jumlah kluster yang memiliki nilai indeks MPC terbesar, PE dan XB terkecil. Berdasarkan Tabel 1 nilai indeks MPC terbesar, PE terkecil dan XB terkecil ialah pada kluster berjumlah 2. Dengan demikian, jumlah kluster yang optimum (terbaik) pada pengklasteran berdasarkan metode FCM adalah dua kluster. Nilai derajat keanggotaan akhir dengan metode FCM sebanyak dua kluster disajikan pada Tabel 2.

Tabel 1. Penentuan Kluster Optimum Metode FCM

Jumlah Kluster	Iterasi	Fungsi Objektif	Nilai MPC	Nilai PE	Nilai XB
2	11	4699,513408	0,5790	0,3459	0,2095
3	27	2875,595584	0,5326	0,5617	0,3091
4	30	2058,424051	0,5123	0,7039	0,3828
5	31	1609,528090	0,4902	0,8214	0,5474

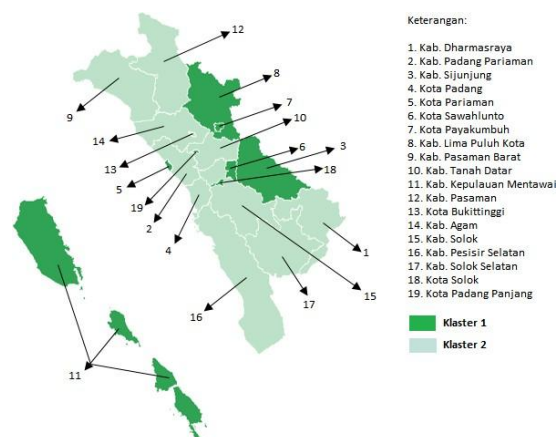
Tabel 2. Derajat Keanggotaan Akhir Metode FCM

No.	Kabupaten/Kota	Kluster 1	Kluster 2
1.	Kab. Dharmasraya	0,2360	0,7640
2.	Kab. Padang Pariaman	0,0462	0,9538
3.	Kab. Sijunjung	0,9687	0,0313
...
18.	Kota Solok	0,5649	0,4351
19.	Kota Padang Panjang	0,9435	0,0565

Berdasarkan derajat keanggotaan dapat ditentukan kluster setiap kabupaten/kota. Hasil pengklasteran untuk kluster optimum dengan metode FCM dapat dilihat pada Tabel 3. Adapun peta hasil pengklasteran dengan metode FCM disajikan pada Gambar 1.

Tabel 3. Hasil Pengklasteran dengan Metode FCM

Kluster	Kabupaten/Kota	Total
1	Kabupaten Sijunjung, Kota Pariaman, Kota Sawahlunto, Kota Payakumbuh, Kabupaten Lima Puluh Kota, Kabupaten Kepulauan Mentawai, Kota Solok, Kota Padang Panjang	8
2	Kabupaten Dharmasraya, Kabupaten Padang Pariaman, Kota Padang, Kabupaten Pasaman Barat, Kabupaten Tanah Datar, Kabupaten Pasaman, Kota Bukittinggi, Kabupaten Agam, Kabupaten Solok, Kabupaten Pesisir Selatan, Kabupaten Solok Selatan	11



Gambar 1. Peta Hasil Pengklasteran Metode FCM

Setelah didapatkan hasil klaster, akan diambil rata-rata dari masing-masing variabel penyebab *stunting* terhadap seluruh objek penelitian (19 kabupaten/kota di Sumatera Barat) yang disimbolkan dengan \bar{X}_j . Selanjutnya untuk masing-masing klaster juga akan diambil rata-rata pada masing-masing variabel dan disimbolkan dengan \bar{X}_{jc} . Karakteristik hasil pengklasteran akan ditentukan dengan memberikan tanda di tiap variabel dalam klaster, jika nilai $\bar{X}_{jc} > \bar{X}_j$ maka diberi tanda positif (+), artinya kabupaten/kota yang terkelompok pada klaster tersebut kondisi jumlah kasus *stunting* lebih buruk dan sebaliknya jika nilai $\bar{X}_{jc} < \bar{X}_j$ maka beri tanda negatif (-), artinya kabupaten/kota yang terkelompok pada klaster tersebut kondisi jumlah kasus *stunting* lebih baik. Adapun karakteristik hasil pengklasteran dengan metode FCM disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Rataan dan Karakteristik Hasil Klaster Optimum Metode FCM

j	Variabel	Rata-Rata (\bar{X}_j)	Klaster 1		Klaster 2	
			Rata-Rata (\bar{X}_{j1})	Tanda	Rata-Rata (\bar{X}_{j2})	Tanda
1	X1	5,263	2,885	-	6,992	+
2	X2	5,263	3,073	-	6,856	+
3	X3	5,26	2,493	-	7,278	+
4	X4	16,45	18,938	+	14,639	-
5	X5	55,90	35,923	-	70,422	+

Berdasarkan Tabel 4 dapat dilihat pada klaster 1 hampir semua variabel bertanda negatif, artinya kabupaten/kota yang terkelompok pada klaster tersebut memiliki kondisi yang lebih baik. Pada kabupaten/kota tersebut persentase keluarga tidak makan makanan beragam (X_1) tidak dominan karena jumlah persentasenya lebih kecil daripada persentase rata-rata variabel seluruh data, begitu juga dengan variabel X_2 , X_3 dan X_5 . Tetapi kondisi X_4 pada klaster ini berbeda, keluarga yang mempunyai balita tidak mengikuti program posyandu lebih

banyak menjadi penyebab kasus *stunting* pada anak. Pada kluster dua hampir semua variabel bertanda positif, artinya kabupaten/kota yang terkelompok pada kluster tersebut memiliki kondisi yang lebih buruk. Pada kabupaten/kota yang terkelompok pada kluster dua persentase variabel X_1, X_2, X_3 , dan X_5 lebih dominan, sedangkan pada variabel X_4 lebih sedikit.

3.2. Pengklasteran Menggunakan Metode *Fuzzy Subtractive Clustering*

Langkah awal dalam pengklasteran menggunakan algoritma FSC adalah menetapkan jari-jari (r) = 0.60, 0.70, 0.80, 0.90, dan 1.00. Penetapan jari-jari tersebut berdasarkan uji coba yang telah dilakukan, apabila jari-jari lebih kecil dari nilai yang ditetapkan, jumlah kluster yang terbentuk sangat banyak, dan apabila jari-jari lebih besar dari nilai yang ditetapkan maka jumlah kluster yang terbentuk hanya 1 kluster. Selain itu, menentukan nilai *squash factor* sebesar 1,25, *accept ratio* sebesar 0,5, dan *reject ratio* sebesar 0,15. Adapun nilai indeks validitas yang diperoleh untuk menentukan jumlah kluster optimum dengan metode FSC disajikan pada Tabel 5 berikut.

Tabel 5. Nilai Indeks MPC, PE dan XB Metode FSC

Jari-jari (r)	Banyak Kluster	Nilai MPC	Nilai PE	Nilai XB
0.60	7	0,3843	0,4085	0,1672
0.70	6	0,3960	0,4641	0,1783
0.80	4	0,1804	0,3777	0,0748
0.90	3	0,0605	0,3394	0,0679
1.00	2	-0,2504	0,3590	0,0928

Berdasarkan Tabel 5 nilai indeks MPC terbesar terdapat pada pengklasteran berjari-jari (r) = 0.70. Nilai PE dan XB terkecil terdapat pada pengklasteran berjari-jari (r) = 0.90. Dengan demikian, jumlah kluster yang optimum (terbaik) pada pengklasteran berdasarkan metode FSC terdapat pada pengklasteran berjari-jari (r) = 0.90 dengan jumlah kluster yang terbentuk sebanyak tiga. Berikut nilai derajat keanggotaan untuk setiap kabupaten/kota dengan metode FSC berjari-jari (r) = 0.90 disajikan pada Tabel 6, dan kluster yang terbentuk dengan $r = 0.90$ disajikan pada Tabel 7. Adapun peta hasil pengklasteran dengan metode FSC disajikan pada Gambar 2.

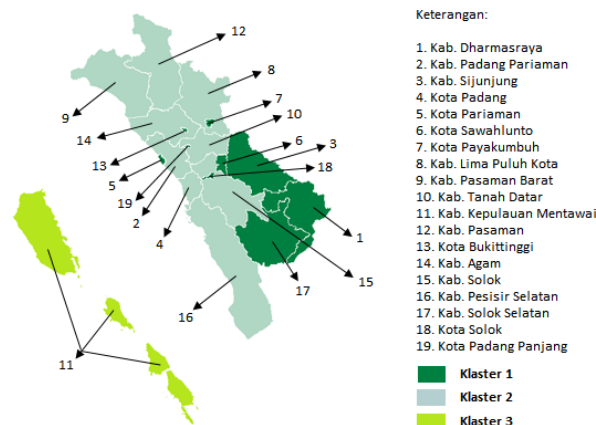
Tabel 6. Derajat Keanggotaan Metode FSC dengan $r = 0.90$

No	Kabupaten/Kota	Kluster 1	Kluster 2	Kluster 3
1.	Kabupaten Dharmasraya	0,4993454	0,1788515	0,0019810
2.	Kabupaten Padang Pariaman	0,0009829	0,2900422	4,1071923
3.	Kabupaten Sijunjung	0,2543317	0,1798171	0,0075523

4.	Kota Padang	0,0015303	0,1099097	1,6746345
...
18.	Kota Solok	0,8037353	0,0058542	0,0009288
19.	Kota Padang Panjang	0,6432954	0,0029181	0,0009806

Tabel 7. Hasil Pengklasteran dengan $r = 0.90$

Klaster	Kabupaten/Kota	Total
Klaster 1	Kab. Dharmasraya, Kab. Sijunjung, Kota Pariaman, Kota Sawahlunto, Kota Payakumbuh, Kota Bukittinggi, Kab. Solok Selatan, Kota Solok, Kota Padang Panjang	9
Klaster 2	Kab. Padang Pariaman, Kota Padang, Kab. Lima Puluh Kota, Kab. Pasaman Barat, Kab. Tanah Datar, Kab. Pasaman, Kab. Agam, Kab. Solok, Kab. Pesisir Selatan	9
Klaster 3	Kab. Kepulauan Mentawai	1

**Gambar 2.** Peta Hasil Pengklasteran Metode FSC

Berdasarkan hasil pengklasteran terbaik dengan menggunakan jari-jari $r = 0.90$ diperoleh informasi mengenai pusat klaster dari klaster yang terbentuk yaitu:

1. Pusat klaster 1 yaitu Kota Payakumbuh, dengan persentase prevalensi *stunting* berdasarkan faktor penyebab variabel X_1 adalah sebesar 2,45%, variabel X_2 sebesar 0,56%, variabel X_3 sebesar 2,07%, variabel X_4 sebesar 18,42%, dan variabel X_5 adalah sebesar 48,98%.

2. Pusat kluster 2 yaitu Kabupaten Pasaman Barat, dengan persentase prevalensi *stunting* berdasarkan faktor penyebab variabel X_1 adalah sebesar 6,60%, variabel X_2 sebesar 9,02%, variabel X_3 sebesar 7,33%, variabel X_4 sebesar 12,52%, dan variabel X_5 adalah sebesar 69,94%.
3. Pusat kluster 3 yaitu Kabupaten Kepulauan Mentawai, dengan persentase prevalensi *stunting* berdasarkan faktor penyebab variabel X_1 adalah sebesar 5,79%, variabel X_2 sebesar 5,11%, variabel X_3 sebesar 1,96%, variabel X_4 sebesar 75,03%, dan variabel X_5 adalah sebesar 14,67%.

Selanjutnya diidentifikasi karakteristik kluster yang diperoleh dari penerapan metode FSC. Masing-masing nilai \bar{X}_j dan \bar{X}_{jc} serta karakteristik hasil pengklasteran dengan metode FSC disajikan pada Tabel 8 sebagai berikut.

Tabel 8. Hasil Pengklasteran dengan Metode FSC.

j	Variabel	Rata-Rata (\bar{X}_j)	Kluster 1		Kluster 2		Kluster 3	
			\bar{X}_{j1}	Tanda	\bar{X}_{j2}	Tanda	\bar{X}_{j3}	Tanda
1	X1	5,263	2,152	-	8,314	+	5,79	+
2	X2	5,263	1,734	-	8,808	+	5,11	-
3	X3	5,26	2,321	-	8,572	+	1,96	-
4	X4	16,45	12,723	-	13,665	-	75,03	+
5	X5	55,90	46,044	-	70,327	+	14,67	-

Berdasarkan Tabel 8 dapat dilihat bahwa pada kluster 1 semua variabel bertanda negatif (rata-rata nilai variabel pada kluster tersebut \bar{X}_{jc} lebih kecil dari rata-rata variabel \bar{X}_j , artinya kabupaten/kota yang terkelompok pada kluster tersebut memiliki kondisi yang lebih baik. Pada kabupaten/kota tersebut persentase keluarga tidak makan makanan beragam (X_1) tidak dominan karena jumlah persentasenya lebih kecil daripada persentase rata-rata variabel seluruh data, begitu juga dengan kondisi pada variabel X_2, X_3, X_4 , dan X_5 . Berbeda dengan kluster 1, pada kluster 2 hampir semua variabel bertanda positif, artinya kabupaten/kota yang terkelompok pada kluster tersebut memiliki kondisi yang buruk. Pada kabupaten/kota tersebut persentase variabel X_1 lebih dominan karena jumlah persentasenya lebih besar daripada persentase rata-rata variabel X_1 untuk seluruh data, begitu juga dengan kondisi pada variabel X_2, X_3 , dan X_5 . Tetapi kondisi X_4 pada kluster dua ini berbeda, keluarga yang mempunyai balita tidak mengikuti program posyandu (X_4) lebih sedikit (lebih banyak keluarga yang mempunyai balita mengikuti program posyandu).

Pada kluster ketiga, variabel X_1 dan X_4 bertanda positif, artinya kabupaten/kota yang terkelompok pada kluster ketiga persentase keluarga tidak makan makanan beragam (X_1) dan persentase keluarga yang mempunyai balita tidak mengikuti program posyandu (X_4) lebih dominan. Sedangkan pada variabel X_2, X_3 , dan X_5 bertanda negatif, artinya kabupaten/kota yang terkelompok pada kluster ketiga persentase keluarga dengan rumah tidak layak huni (X_2), keluarga mempunyai balita tidak diberikan ASI eksklusif (X_3), dan keluarga yang mempunyai balita tidak mengikuti program BKB (X_5) tidak dominan dan lebih sedikit menjadi penyebab kasus *stunting* pada anak.

3.3. Hasil Analisis Spatial Clustering

Berdasarkan hasil pengklasteran menggunakan FSC (sebagai metode clustering yang lebih baik dibanding FCM) dilakukan analisis spasial dengan menghitung nilai Moran's I terhadap prevalensi *stunting*. Dalam penelitian ini, perhitungan Moran's I terhadap data prevalensi *stunting* menunjukkan nilai sebesar 0,41 dengan tingkat signifikansi $p < 0,05$. Ini menandakan adanya autokorelasi spasial positif yang signifikan, atau dengan kata lain, daerah dengan prevalensi *stunting* tinggi cenderung bertetangga dengan daerah serupa.

Peta LISA menunjukkan adanya *hotspot* di bagian selatan Sumatera Barat dan *coldspot* di daerah pesisir utara. Berdasarkan pemetaan LISA diperoleh:

- Wilayah Kabupaten Kepulauan Mentawai dan Kabupaten Pesisir Selatan termasuk dalam kategori High-High, mengindikasikan *hotspot* *stunting*.
- Beberapa kota seperti Padang Panjang dan Payakumbuh tergolong Low-Low, sebagai *coldspot* dengan kondisi relatif lebih baik.
- Sementara itu, Kabupaten Pasaman dan Kabupaten Lima Puluh Kota menunjukkan pola High-Low, mengindikasikan adanya anomali yang perlu ditelaah lebih lanjut.

Temuan spasial ini memperkuat bahwa pendekatan pengelompokan berbasis atribut (seperti FCM dan FSC) dapat lebih bermakna bila disandingkan dengan informasi spasial. Wilayah yang berdekatan dengan kondisi *stunting* serupa dapat menjadi target intervensi kolektif atau regional, seperti:

- Penguatan posyandu lintas wilayah administratif.
- Program pangan bergizi yang dikonsolidasikan antar kabupaten dalam satu *hotspot cluster*.

Dengan demikian, strategi pengurangan *stunting* dapat difokuskan secara lebih efisien berdasarkan wilayah prioritas spasial, bukan hanya berdasarkan kategori atribut yang abstrak.

4 Kesimpulan

Dalam penelitian ini dilakukan pengklasteran kabupaten/kota di Provinsi Sumatera Barat berdasarkan faktor penyebab *stunting* dengan menggunakan metode FCM dan FSC. Berdasarkan perhitungan ketiga indeks validitas diperoleh bahwa jumlah klaster yang optimum (terbaik) pada pengklasteran berdasarkan metode FCM adalah sebanyak dua klaster ($c = 2$). Sedangkan pada metode FSC jumlah klaster yang optimum terdapat pada pengklasteran berjari-jari (r) = 0.90 dengan jumlah klaster yang terbentuk sebanyak tiga klaster. Pada penelitian ini didapatkan hasil bahwa metode FSC lebih baik daripada metode FCM karena nilai indeks validitas CE dan XB yang dihasilkan lebih rendah. Dengan metode FSC didapatkan pada klaster satu terdiri dari sembilan daerah yaitu: Kabupaten Dharmasraya, Kabupaten Sijunjung, Kota Pariaman, Kota Sawahlunto, Kota Payakumbuh, Kota Bukittinggi, Kabupaten Solok Selatan, Kota Solok, dan Kota Padang Panjang. Pada klaster kedua juga terdiri dari sembilan daerah yaitu: Kabupaten Padang Pariaman, Kota Padang, Kabupaten Lima Puluh Kota, Kabupaten Pasaman Barat, Kabupaten Tanah Datar, Kabupaten Pasaman, Kabupaten Agam, Kabupaten Solok, dan Kabupaten Pesisir Selatan. Sedangkan pada klaster tiga hanya terdiri dari satu daerah yaitu Kabupaten Kepulauan Mentawai.

5 Ucapan Terima Kasih

Riset ini merupakan bagian dari Riset Dasar yang mendapat grand riset dari Kementerian Riset dan Teknologi Kemenristek, Republik Indonesia dengan nomor kontrak T/4/UN16.19/PT.01.03/PDKN-Kesehatan/2023.

6 Daftar Pustaka

- [1] Y. Yuwanti, F. M. Mulyaningrum, and M. M. Susanti, "Faktor – Faktor Yang Mempengaruhi Stunting Pada Balita Di Kabupaten Grobogan," *j. keperawatan. kesehat. masy. cendekia. utama.*, vol. 10, no. 1, pp. 74–84, Mar. 2021, doi: 10.31596/jcu.v10i1.704.
- [2] N. Fenske, J. Burns, T. Hothorn, and E. A. Rehfuess, "Understanding Child Stunting in India: A Comprehensive Analysis of Socio-Economic, Nutritional and Environmental Determinants Using Additive Quantile Regression," *PLoS ONE*, vol. 8, no. 11, p. e78692, Nov. 2013, doi: 10.1371/journal.pone.0078692.

-
- [3] L. Tanzil and H. Hafriani, "Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Terjadinya Stunting Pada Balita Usia 24-59 Bulan," *JurKebMal*, vol. 7, no. 1, pp. 25–31, Jan. 2021, doi: 10.33024/jkm.v7i1.3390.
- [4] K.-S. Chuang, H.-L. Tzeng, S. Chen, J. Wu, and T.-J. Chen, "Fuzzy c-means clustering with spatial information for image segmentation," *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 30, no. 1, pp. 9–15, Jan. 2006, doi: 10.1016/j.compmedimag.2005.10.001.
- [5] A. A. Hassan, W. Md Shah, M. F. Iskandar Othman, and H. A. Hussien Hassan, "Evaluate the performance of K-Means and the fuzzy C-Means algorithms to formation balanced clusters in wireless sensor networks," *IJECE*, vol. 10, no. 2, pp. 1515–1523, Apr. 2020, doi: 10.11591/ijece.v10i2.pp1515-1523.
- [6] Z. Cebeci and F. Yildiz, "Comparison of K-Means and Fuzzy C-Means Algorithms on Different Cluster Structures," *JAI*, vol. 6, no. 3, pp. 13–23, Oct. 2015, doi: 10.17700/jai.2015.6.3.196.
- [7] P. Arora, Deepali, and S. Varshney, "Analysis of K-Means and K-Medoids Algorithm For Big Data," *Procedia Computer Science*, vol. 78, pp. 507–512, 2016, doi: 10.1016/j.procs.2016.02.095.
- [8] K. E. Setiawan, A. Kurniawan, A. Chowanda, and D. Suhartono, "Clustering models for hospitals in Jakarta using fuzzy c-means and k-means," *Procedia Computer Science*, vol. 216, pp. 356–363, 2023, doi: 10.1016/j.procs.2022.12.146.
- [9] A. H. Rangkuti, Z. E. Rasjid, M. Imaduddin, A. S. Chandra, and D. Chancra, "Face Skin Disease Recognition Using Fuzzy Subtractive Clustering Algorithm," *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, vol. 73, no. 1, pp. 174–182, 2015.
- [10] P. Roy and J. K. Mandal, "A Novel Selective Scale Space based Fuzzy C-means Model for Spatial Clustering," *Procedia Technology*, vol. 10, pp. 596–603, 2013, doi: 10.1016/j.protcy.2013.12.400.
- [11] C. Oktarina, K. A. Notodiputro, and I. Indahwati, "COMPARISON OF K-MEANS CLUSTERING METHOD AND K-MEDOIDS ON TWITTER DATA," *IJSA*, vol. 4, no. 1, pp. 189–202, Feb. 2020, doi: 10.29244/ijsa.v4i1.599.
- [12] N. Xie, L. Hu, N. Luktarhan, and K. Zhao, "A Classification of Cluster Validity Indexes Based on Membership Degree and Applications," in *Web Information Systems and Mining*, vol. 6987, Z. Gong, X. Luo, J. Chen, J. Lei, and F. L. Wang, Eds., in *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 6987., Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2011, pp. 43–50. doi: 10.1007/978-3-642-23971-7_6.

- [13] N. R. Hikmiah, R. R. A. Siregar, B. Prayitno, D. T. Kusuma, and N. G. Pahiyanti, "Metode Fuzzy Subtractive Clustering Dalam Pengelompokkan Penggunaan Energi Listrik Rumah Tangga," *petir*, vol. 14, no. 2, pp. 269–279, Sep. 2021, doi: 10.33322/petir.v14i2.1448.
- [14] X. L. Xie and G. Beni, "A validity measure for fuzzy clustering," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 13, no. 8, pp. 841–847, Aug. 1991, doi: 10.1109/34.85677.