

Pengelompokan Kabupaten/Kota di Jawa Barat Berdasarkan Faktor Risiko Stunting Balita Menggunakan Metode *Subtractive Fuzzy C-Means*

Vina Alfianti *, Ilham Faishal Mahdy

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Bandung, Indonesia.

vinalfianti20@email.com, ilham.faishal@unisba.ac.id

Abstract. The stunting rate among infants in West Java Province increased from 20.2% in 2022 to 21.7% in 2023, highlighting the urgency of developing targeted intervention strategies. This study aims to group districts/cities in West Java based on the similarity of stunting risk factor patterns using the Subtractive Fuzzy C-Means (S-FCM) method. This method combines the advantages of Subtractive Clustering in determining the number and initial position of cluster centers with Fuzzy C-Means in the iterative clustering process. Five variables were used: percentage of complete basic immunization, exclusive breastfeeding coverage, babies born with low birth weight, poor population, and BPJS participation. Clustering results were evaluated using stunting prevalence and the Human Development Index (HDI). The results showed two optimal clusters at a radius of 0.95. The first cluster consists of 16 regions with high stunting risk and lower HDI, while the second cluster includes 11 regions with relatively better conditions. This grouping is expected to serve as a basis for formulating more effective and targeted stunting intervention policies.

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

Abstrak. Angka *stunting* balita di Provinsi Jawa Barat meningkat dari 20,2% pada tahun 2022 menjadi 21,7% pada tahun 2023, menunjukkan urgensi dalam penyusunan strategi intervensi yang tepat sasaran. Penelitian ini bertujuan mengelompokkan wilayah Kabupaten/Kota di Jawa Barat berdasarkan kemiripan pola faktor risiko *stunting* menggunakan metode *Subtractive Fuzzy C-Means* (S-FCM). Metode ini menggabungkan keunggulan *Subtractive Clustering* dalam menentukan jumlah dan posisi awal pusat kluster serta *Fuzzy C-Means* dalam proses klasterisasi iteratif. Lima variabel yang digunakan meliputi persentase imunisasi dasar lengkap, cakupan ASI eksklusif, bayi lahir dengan BBLR, penduduk miskin, dan kepesertaan BPJS. Evaluasi hasil klasterisasi dilakukan menggunakan prevalensi *stunting* dan Indeks Pembangunan Manusia (IPM). Hasil menunjukkan dua klaster optimal pada radius 0,95. Klaster pertama terdiri dari 16 wilayah dengan risiko *stunting* tinggi dan IPM lebih rendah, sedangkan klaster kedua mencakup 11 wilayah dengan kondisi yang relatif lebih baik. Pengelompokan ini diharapkan menjadi dasar dalam perumusan kebijakan intervensi *stunting* yang lebih efektif dan terarah.

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

A. Pendahuluan

Permasalahan *stunting* merupakan salah satu tantangan serius dalam pembangunan kesehatan masyarakat di Indonesia. *Stunting* tidak hanya berdampak pada pertumbuhan fisik anak, tetapi juga pada perkembangan kognitif, produktivitas di masa depan, hingga keberlangsungan pembangunan manusia secara berkelanjutan (Fauziah et al., 2024). Menurut Wulandari (2024), *stunting* adalah kondisi gagal tumbuh pada anak balita akibat kekurangan gizi kronis dan infeksi berulang, yang ditandai dengan tinggi badan di bawah standar usianya.

Berdasarkan data Survei Status Gizi Indonesia (SSGI), prevalensi *stunting* nasional pada tahun 2023 tercatat sebesar 21,5%, mengalami sedikit penurunan dari tahun sebelumnya (No Title, 2023). Namun, Provinsi Jawa Barat justru mengalami peningkatan prevalensi dari 20,2% menjadi 21,7% (No Title, 2023). Fakta ini menunjukkan bahwa upaya penurunan *stunting* di Jawa Barat masih menghadapi tantangan besar dan membutuhkan strategi intervensi yang lebih tepat sasaran.

Penanganan *stunting* perlu dilakukan berdasarkan pendekatan data yang mempertimbangkan kondisi wilayah secara spesifik. Salah satu pendekatan yang dapat digunakan adalah teknik *clustering* atau pengelompokan, yang memungkinkan analisis berbasis kesamaan karakteristik data tanpa label target (Provinsi & Barat, 2021). Teknik ini termasuk dalam metode *unsupervised learning* dan terbagi ke dalam beberapa pendekatan, seperti *partition-based* dan *density-based clustering* (Kurniawan et al., n.d.). *Fuzzy C-Means* (FCM) merupakan salah satu metode *partition-based clustering* yang memperbolehkan setiap objek memiliki derajat keanggotaan terhadap lebih dari satu kluster, sehingga cocok digunakan untuk data sosial yang memiliki sifat tidak tegas (Matematika & Matematika, 2021). Namun, FCM memiliki kelemahan seperti ketergantungan pada inisialisasi awal dan jumlah kluster yang ditentukan secara manual (C-means et al., n.d.).

Sementara itu, metode *Subtractive Clustering* (SC) yang termasuk dalam pendekatan *density-based* mampu menentukan jumlah dan posisi awal pusat kluster secara otomatis berdasarkan kepadatan data, tetapi tidak mempertimbangkan derajat keanggotaan objek (Bataneh & Naji, 2016). Untuk mengatasi kekurangan dari masing-masing metode, dikembangkanlah metode gabungan yaitu *Subtractive Fuzzy C-Means* (S-FCM) yang menggabungkan keunggulan SC dan FCM. Menurut Hossen et al. (2011), metode ini lebih stabil, lebih cepat dalam proses konvergensi, serta mengurangi jumlah iterasi dibandingkan metode FCM konvensional. S-FCM telah digunakan secara efektif dalam pemetaan data di bidang sosial dan kesehatan (Kalla et al., 2022).

Sejumlah penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa faktor risiko *stunting* sangat beragam dan saling memengaruhi, seperti rendahnya cakupan ASI eksklusif, imunisasi dasar yang tidak lengkap, tingginya angka bayi lahir dengan berat badan rendah (BBLR), tingkat kemiskinan, serta keterbatasan akses jaminan kesehatan (Studi et al., 2024). Oleh karena itu, dibutuhkan analisis yang dapat mengelompokkan wilayah berdasarkan pola risiko yang serupa guna membantu pemerintah dalam menyusun intervensi penurunan *stunting* yang lebih efisien.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini dilakukan untuk mengelompokkan Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Barat berdasarkan faktor risiko *stunting* balita menggunakan metode *Subtractive Fuzzy C-Means*. Adapun rumusan masalah dalam penelitian ini adalah: “Bagaimana hasil pengelompokan Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Barat berdasarkan faktor risiko *stunting* balita menggunakan metode *Subtractive Fuzzy C-Means*?” dan “Bagaimana karakteristik dari masing-masing kelompok wilayah yang terbentuk berdasarkan hasil pengelompokan tersebut?”. Adapun penelitian ini bertujuan untuk menganalisis hasil pengelompokan wilayah berdasarkan risiko *stunting* menggunakan metode S-FCM serta mengidentifikasi karakteristik dari masing-masing kelompok wilayah yang terbentuk.

B. Metode

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode analisis kluster. Data yang dianalisis merupakan data sekunder dari BPS Provinsi Jawa Barat dan Kementerian Kesehatan, mencakup 27 kabupaten/kota. Variabel yang digunakan mencerminkan faktor risiko *stunting*, yaitu persentase imunisasi dasar lengkap (x_1), persentase ASI eksklusif (x_2), persentase bayi dengan berat badan lahir rendah (BBLR) (x_3), persentase penduduk miskin (x_4), dan persentase peserta jaminan kesehatan BPJS (x_5). Analisis pengelompokan dilakukan menggunakan metode *Subtractive Fuzzy C-Means* (S-FCM) untuk mengelompokkan wilayah berdasarkan kemiripan karakteristik tersebut.

Pengolahan data dilakukan dengan bantuan *software* RStudio yang mendukung proses komputasi numerik dan visualisasi data secara efisien. Adapun tahapan analisis data yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Eksplorasi Data

Dilakukan analisis deskriptif berupa nilai minimum, maksimum, rata-rata, dan standar deviasi dari masing-masing variabel untuk memahami karakteristik awal data.

2. Normalisasi Data

Seluruh variabel dinormalisasi ke dalam rentang 0–1 menggunakan metode *min-max scaling* dengan rumus:

$$x_{ik}^* = \frac{x_{ik} - \min(x_k)}{\max(x_k) - \min(x_k)} \quad (1)$$

Keterangan: x_{ik} adalah nilai variabel ke- k pada objek ke- i ; x_{ik}^* adalah nilai hasil normalisasi.

3. Penentuan Parameter Awal

Menentukan parameter utama dalam metode S-FCM, yaitu radius (r_α), *squash factor* (q), *accept ratio* (ar), *reject ratio* (rr), *fuzzifier* (m), batas konvergensi (δ), dan iterasi maksimum ($MaxIter$).

4. Penerapan Metode *Subtractive Fuzzy C-Means* (S-FCM)

Metode *Subtractive Fuzzy C-Means* (S-FCM) merupakan gabungan dari *Subtractive Clustering* (SC) dan *Fuzzy C-Means* (FCM). Tahapan penerapannya dalam penelitian ini disusun secara sistematis sebagai berikut:

a. Menghitung Potensi Awal

Potensi awal setiap titik data dihitung untuk menilai seberapa padat titik tersebut dikelilingi oleh titik lainnya. Rumus yang digunakan adalah:

$$P_i^{(0)} = \sum_{j=1}^n e^{-\frac{4 \sum_{k=1}^p (x_{ik}^* - x_{jk}^*)^2}{r_\alpha^2}} \quad (2)$$

b. Menentukan Pusat Kluster Awal

Titik dengan potensi tertinggi dipilih sebagai pusat kluster pertama.

c. Memperbarui Potensi Titik Lain

Potensi tiap titik diperbarui dengan memperhitungkan jaraknya terhadap pusat kluster yang sudah terbentuk:

$$P_i^{(t)} = P_i^{(t-1)} - M \times e^{-\frac{4 \sum_{k=1}^p (x_{ik}^* - c_l)^2}{q^2 r_\alpha^2}} \quad (3)$$

d. Menentukan Kelayakan Titik sebagai Pusat Kluster

Rasio (R) antara potensi tertinggi saat ini (Z) dibandingkan dengan potensi maksimum pertama (M) dihitung dengan:

$$R = \frac{Z}{M} \quad (4)$$

Titik akan diterima sebagai pusat kluster baru jika memenuhi salah satu dari tiga kondisi:

- Jika $R > ar$, maka titik langsung diterima sebagai pusat kluster baru.
- Jika $rr < R < ar$, diterima jika jaraknya cukup jauh dari kluster lain.
- Jika $R < rr$, maka titik ditolak dan iterasi dihentikan.

e. Inisialisasi Pusat Kluster untuk FCM

Pusat-pusat kluster hasil dari SC digunakan sebagai inisialisasi pusat kluster (*centroid*) pada proses FCM.

f. Menghitung Derajat Keanggotaan

Derajat keanggotaan setiap objek ke masing-masing kluster dihitung dengan:

$$\mu_{il}^{(t)} = \frac{1}{\sum_{q=1}^c \left(\frac{d_{il}^2}{d_{iq}^2} \right)^{\frac{1}{m-1}}} \quad (5)$$

g. Memperbarui Pusat Klaster

Pusat klaster diperbarui menggunakan rata-rata berbobot:

$$v_{lk}^{(t)} = \frac{\sum_{i=1}^n (\mu_{il}^{(t)})^m x_{ik}^*}{\sum_{i=1}^n (\mu_{il}^{(t)})^m} \quad (6)$$

h. Menghitung Fungsi Objektif dan Evaluasi Konvergensi

Fungsi objektif dihitung untuk mengukur kesesuaian hasil klasterisasi:

$$J^{(t)} = \sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^c (\mu_{il}^{(t)})^m \sum_{k=1}^p (x_{ik}^* - v_{lk}^{(t)})^2 \quad (7)$$

Iterasi berhenti jika selisih fungsi objektif dua iterasi terakhir lebih kecil dari δ atau jika telah mencapai iterasi maksimum ($t > MaxIter$).

i. Denormalisasi Pusat Klaster

Setelah proses iterasi selesai, pusat klaster dalam bentuk ternormalisasi dikembalikan ke skala aslinya dengan rumus:

$$v_{lk}^{real} = v_{lk} \times (\max(x_k) - \min(x_k)) + \min(x_k) \quad (8)$$

Denormalisasi dilakukan agar interpretasi hasil lebih bermakna dalam konteks faktor risiko *stunting*.

j. Evaluasi Kualitas Klasterisasi

Kualitas hasil klasterisasi dievaluasi menggunakan indeks *Partition Coefficient* (PC) dengan rumus:

$$PC = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{l=1}^c \mu_{il}^2 \quad (9)$$

Nilai PC yang semakin mendekati 1 menunjukkan bahwa struktur klaster yang terbentuk semakin tegas dan representatif.

5. Interpretasi dan Visualisasi Hasil

Tahap akhir dilakukan interpretasi dan visualisasi dengan membandingkan rata-rata masing-masing variabel antar klaster terhadap rata-rata keseluruhan, mengidentifikasi karakteristik klaster berdasarkan prevalensi *stunting* dan Indeks Pembangunan Manusia (IPM), serta menyajikan hasil pengelompokan dalam bentuk peta sebaran wilayah.

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Eksplorasi Data

Tahap awal sebelum melakukan analisis lebih lanjut adalah eksplorasi data secara deskriptif terkait faktor-faktor risiko *stunting* di Provinsi Jawa Barat tahun 2023. Tujuan dari tahap ini adalah untuk memperoleh pemahaman awal mengenai karakteristik masing-masing variabel yang digunakan. Hasil eksplorasi disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Statistik Deskriptif Variabel Penelitian

Variabel	Minimum	Maksimum	Rata-rata	Standar Deviasi
Imunisasi Dasar Lengkap (x_1)	39,64	76,29	56,75	9,50
ASI Eksklusif (x_2)	12,16	33,61	23,45	5,32
BBLR (x_3)	0,22	7,24	3,50	1,96
Penduduk Miskin (x_4)	2,38	12,13	8,18	2,68
Kepesertaan BPJS (x_5)	28,94	61,73	40,88	8,88

Normalisasi Data

Untuk menyeragamkan skala antar variabel, dilakukan normalisasi dengan metode *min-max scaling*, sehingga seluruh data berada pada rentang 0 hingga 1. Hal ini bertujuan agar tidak ada variabel yang mendominasi proses klusterisasi. Hasil normalisasi disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Normalisasi Data

Data ke-	Kabupaten/Kota	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
1	Bogor	0,376	0,428	0,258	0,502	0,045
2	Sukabumi	0,255	0,302	0,711	0,475	0,626
3	Cianjur	0,068	0,546	0,369	0,804	0,213
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
24	Kota Depok	0,694	0,527	0,083	0,000	0,018
25	Kota Cimahi	0,708	0,502	0,279	0,234	0,045
26	Kota Tasikmalaya	0,204	0,000	0,608	0,939	0,644
27	Kota Banjar	0,830	0,366	0,658	0,386	0,474

Penentuan Parameter Awal

Parameter yang digunakan dalam metode S-FCM ditentukan berdasarkan referensi terdahulu dan penyesuaian terhadap karakteristik data. Nilai *squash factor* (q) sebesar 1,5 mengacu pada Fitri et al. (2021), sementara *accept ratio* dan *reject ratio* masing-masing ditetapkan sebesar 0,5 dan 0,15 mengacu pada Suerni et al. (2020). Parameter lainnya meliputi: *fuzzifier* ($m=2$), batas konvergensi ($\delta = 10^{-8}$), dan jumlah iterasi maksimum sebanyak 1000.

Penentuan parameter radius (r_α) dilakukan melalui simulasi dengan menguji beberapa nilai, yaitu 0,65; 0,75; 0,85; dan 0,95. Hasil pengujian menunjukkan bahwa variasi radius menghasilkan jumlah kluster yang berbeda, sebagaimana ditampilkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Jumlah Kluster Berdasarkan Variasi Radius

Radius (r_α)	Jumlah Kluster
0,95	2
0,85	4
0,75	5
0,65	8

Berdasarkan hasil tersebut, radius 0,95 dipilih dalam penelitian ini karena menghasilkan jumlah kluster yang paling optimal sesuai dengan struktur data yang dianalisis.

Hasil Pengelompokan Menggunakan Metode S-FCM

Sebelum menentukan hasil akhir pengelompokan, terlebih dahulu dilakukan evaluasi terhadap beberapa nilai radius untuk memperoleh jumlah kluster yang optimum. Validitas klusterisasi dievaluasi menggunakan nilai *Partition Coefficient* (PC), di mana nilai yang lebih mendekati 1 menunjukkan pembentukan kluster yang lebih tegas. Hasil evaluasi ditampilkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Evaluasi Radius dengan Partition Coefficient

Radius (r_α)	Jumlah Kluster	Nilai PC
0,95	2	0,5790
0,85	4	0,4333
0,75	5	0,3843
0,65	8	0,4171

Berdasarkan Tabel 4, diperoleh bahwa radius $r_\alpha = 0,95$ menghasilkan nilai PC tertinggi, yaitu sebesar 0,5790, dan jumlah klaster sebanyak dua. Oleh karena itu, radius ini dipilih sebagai parameter optimal dalam proses klasterisasi.

Setelah proses iterasi metode S-FCM selesai, diperoleh pusat klaster akhir. Hasil pusat klaster disajikan dalam dua bentuk: hasil normalisasi dan hasil denormalisasi berdasarkan nilai asli faktor risiko stunting tahun 2023. Rincian masing-masing disajikan pada Tabel 5 dan Tabel 6.

Tabel 5. Pusat Klaster Akhir (Hasil Normalisasi)

Klaster	v_{11}	v_{12}	v_{13}	v_{14}	v_{15}
1	0,467	0,554	0,608	0,720	0,464
2	0,483	0,491	0,306	0,440	0,248

Tabel 6. Pusat Klaster Akhir (Nilai Asli Faktor Risiko Stunting Tahun 2023)

Klaster	Imunisasi (%)	ASI Eksklusif (%)	BBLR (%)	Penduduk Miskin (%)	Kepesertaan BPJS (%)
1	56,756	24,043	4,488	9,400	44,155
2	57,342	22,692	2,368	6,670	37,072

Selanjutnya, derajat keanggotaan tiap wilayah terhadap masing-masing klaster dihitung untuk menentukan klaster dominan. Setiap kabupaten/kota akan dimasukkan ke dalam klaster dengan nilai keanggotaan tertinggi. Contoh perhitungan derajat keanggotaan pada iterasi terakhir ditampilkan pada Tabel 7.

Tabel 7. Derajat Keanggotaan Wilayah terhadap Masing-Masing Klaster

Data ke-	Kabupaten/Kota	Derajat Keanggotaan (μ) Pada Iterasi Terakhir		Klaster Dominan
		μ_{i1}	μ_{i2}	
1	Bogor	0,1451	0,8549	2
2	Sukabumi	0,6585	0,3415	1
3	Cianjur	0,5218	0,4782	1
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
24	Kota Depok	0,2468	0,7532	2
25	Kota Cimahi	0,1891	0,8109	2
26	Kota Tasikmalaya	0,6415	0,3585	1
27	Kota Banjar	0,5272	0,4728	1

Hasil lengkap pengelompokan 27 kabupaten/kota ke dalam dua klaster berdasarkan metode S-FCM ditampilkan pada Tabel 8 berikut.

Tabel 8. Hasil Pengelompokan Wilayah Berdasarkan S-FCM

Klaster	Anggota Klaster
1	Sukabumi, Cianjur, Garut, Tasikmalaya, Ciamis, Kuningan, Cirebon, Majalengka, Sumedang, Indramayu, Purwakarta, Pangandaran, Kota Sukabumi, Kota Cirebon, Kota Tasikmalaya, Kota Banjar
2	Bogor, Bandung, Subang, Karawang, Bekasi, Bandung Barat, Kota Bogor, Kota Bandung, Kota Bekasi, Kota Depok, Kota Cimahi

Interpretasi dan Visualisasi Hasil

Karakteristik masing-masing klaster dianalisis dengan membandingkan rata-rata setiap variabel faktor risiko *stunting* antar klaster terhadap rata-rata keseluruhan. Tabel 9 menampilkan nilai rata-rata masing-masing variabel dalam klaster ($\bar{X}_k^l$) dan keseluruhan wilayah ($\bar{X}_k$).

Tabel 9. Perbandingan Rata-Rata Faktor Risiko Stunting antar Klaster

Variabel	$\bar{X}_k$	$\bar{X}_k^1$	$\bar{X}_k^2$
Imunisasi Dasar Lengkap (x_1)	56,75	56,59	56,99
ASI Eksklusif (x_2)	23,45	23,81	22,92
BBLR (x_3)	3,50	4,76	1,67
Penduduk Miskin (x_4)	8,18	9,53	6,21
Kepesertaan BPJS (x_5)	40,88	44,87	35,07

Selanjutnya, untuk mempermudah identifikasi karakteristik dominan dalam tiap klaster, diberikan tanda pada masing-masing variabel. Jika nilai rata-rata klaster lebih tinggi dari rata-rata keseluruhan ($\bar{X}_k^l \geq \bar{X}_k$), maka diberi tanda positif (+), dan sebaliknya diberi tanda negatif (-). Hasilnya disajikan pada Tabel 10.

Tabel 10. Karakteristik Klaster Berdasarkan Rata-Rata Variabel

Klaster	Imunisasi	ASI	BBLR	Kemiskinan	BPJS
1	—	+	+	+	+
2	+	—	—	—	—

Berdasarkan Tabel 10, Klaster 1 memiliki nilai lebih tinggi pada hampir semua variabel risiko, menunjukkan wilayah dengan potensi risiko *stunting* yang lebih besar. Sebaliknya, Klaster 2 cenderung memiliki nilai risiko lebih rendah, mengindikasikan kondisi relatif lebih baik dalam hal risiko *stunting*.

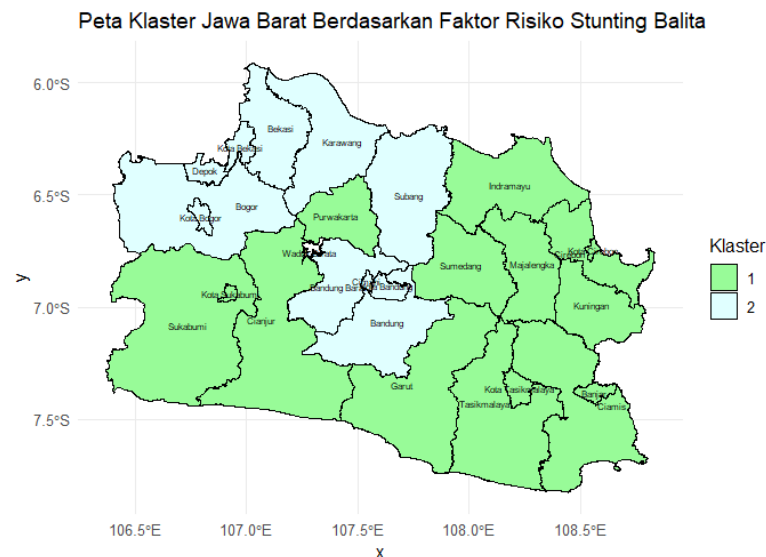
Lebih lanjut, hasil ini diperkuat oleh perbandingan prevalensi *stunting* dan Indeks Pembangunan Manusia (IPM) tiap klaster seperti ditunjukkan pada Tabel 11.

Tabel 11. Rata-Rata Prevalensi Stunting dan IPM per Klaster dan Keseluruhan

Variabel	Keseluruhan	Klaster 1	Klaster 2
Prevalensi <i>Stunting</i> (%)	21,54	22,33	20,41
IPM	74,11	72,24	76,83

Wilayah pada Klaster 1 cenderung memiliki prevalensi *stunting* yang lebih tinggi dan IPM yang lebih rendah dibandingkan wilayah pada Klaster 2, yang memperkuat identifikasi bahwa Klaster 1 termasuk kelompok wilayah dengan risiko *stunting* lebih tinggi.

Selanjutnya, untuk memberikan gambaran spasial dari hasil pengelompokan, dibuat peta sebaran wilayah berdasarkan hasil klasterisasi. Setiap kabupaten/kota diberi warna sesuai klaster keanggotaannya, sehingga memudahkan identifikasi wilayah dengan risiko lebih tinggi dan lebih rendah terhadap *stunting*.



Gambar 1. Peta Sebaran Klaster Wilayah di Provinsi Jawa Barat

Pemetaan ini dapat digunakan sebagai dasar penentuan prioritas wilayah dalam intervensi penurunan *stunting* di Jawa Barat.

D. Kesimpulan

Penelitian ini mengelompokkan 27 kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat berdasarkan faktor risiko *stunting* menggunakan metode *Subtractive Fuzzy C-Means* (S-FCM). Pengelompokan dilakukan dengan radius optimal 0,95 dan menghasilkan dua klaster: Klaster 1 terdiri dari 16 wilayah dengan nilai faktor risiko *stunting* yang lebih tinggi, prevalensi *stunting* yang lebih besar, dan IPM yang lebih rendah; sedangkan Klaster 2 terdiri dari 11 wilayah dengan kondisi sosial ekonomi dan kesehatan yang relatif lebih baik.

Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengeksplorasi variasi parameter S-FCM, seperti radius, *squash factor*, *accept ratio*, dan *reject ratio*, guna meningkatkan akurasi pengelompokan. Selain itu, penambahan variabel lain yang relevan seperti akses sanitasi, pendidikan ibu, atau status gizi diharapkan dapat memperkaya analisis serta memberikan gambaran yang lebih komprehensif terkait faktor risiko *stunting*.

Ucapan Terimakasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Allah SWT atas limpahan rahmat-Nya, serta kepada kedua orang tua dan keluarga atas doa dan dukungannya. Ucapan terima kasih juga disampaikan kepada Bapak Ilham Faishal Mahdy, S.Stat., M.Stat. selaku dosen pembimbing atas bimbingan dan arahnya selama penelitian ini. Terima kasih juga disampaikan kepada seluruh dosen Statistika UNISBA, teman-teman, serta pihak-pihak terkait yang telah membantu, khususnya instansi penyedia data yang mendukung kelancaran penelitian ini.

Daftar Pustaka

- Aida Nurul Islah, & Teti Sofia Yanti. (2024). Peramalan Jumlah Kunjungan Pasien Balita dengan Metode Holt's Double Exponential Smoothing. *Jurnal Riset Statistika*, 119–126. <https://doi.org/10.29313/jrs.v4i2.5026>
- Bataineh, K., & Naji, M. (2016). *A comparison study between various fuzzy clustering algorithms. January 2011.*

- C-means, C. D. A. N. S. F., Statistik, J. K., Tinggi, S., & Statistik, I. (n.d.). *Analisis Perbandingan ... (Baiq Nurul Haqiqi)*. 59–67.
- Fauziah, J., Trisnawati, K. D., Rini, K. P. S., & Putri, S. U. (2024). *Stunting : Penyebab , Gejala , dan Pencegahan*. 2, 1–11.
- Kalla, N. I., Annas, S., & S, M. F. (2022). *Metode Subtractive Fuzzy C-Means (SFCM) dalam Pengelompokan Kabupaten / Kota di Provinsi Sulawesi Selatan Berdasarkan Indikator Kemiskinan*. 4(2), 95–107. <https://doi.org/10.35580/variansiunm25>
- Kurniawan, M., Kom, S., & Kom, M. (n.d.). *No Title*.
- Lestari, T. S., & Sirodj, D. A. N. (2022). Klasifikasi Penipuan Transaksi Kartu Kredit Menggunakan Metode Random Forest. *Jurnal Riset Statistika*, 1(2), 160–167. <https://doi.org/10.29313/jrs.v1i2.525>
- Marasabessy, M. D., & Darwis, S. (2023). Konfidensi Premi Asuransi Gempa Menggunakan Simulasi Monte Carlo. *DataMath: Journal of Statistics and Mathematics*, 1(1), 1–10.
- Matematika, J. I., & Matematika, P. (2021). *APLIKASI K- MEANS DAN FUZY CLUSTERING DALAM PENGELOMPOKAN KECAMATAN DI KABUPATEN BANYUMAS* Jajang Universitas Jenderal Soedirman Nunung Nurhayati Universitas Jenderal Soedirman Yhenis Apriliana Universitas Jenderal Soedirman Menurut Pusparini (2012), penduduk adalah orang-orang yang berada di dalam suatu wilayah yang terikat oleh aturan-aturan yang berlaku dan saling berinteraksi satu sama lain secara terus-menerus . Jumlah penduduk akan terkait erat dengan indeks pembangunan manusia (IPM). Apabila sumber daya manusia meningkat , baik dari sisi pendidikan , kesehatan , dan perekonomian maka IPM sebuah wilayah akan meningkat pula . Terkait dengan masalah kesehatan , tentunya hal ini terkait erat dengan jumlah tenaga kesehatan dan sarana prasarana kesehatan . Menurut Undang-Undang No . 36 Tahun 2014 , tenaga kesehatan terdiri dari tenaga medis (dokter dan dokter gigi), tenaga keperawatan (perawat dan bidan), tenaga kefarmasian (apoteker , analisis farmasi , dan asisten apoteker), tenaga kesehatan (tenaga kesehatan masyarakat , tenaga gizi , tenaga keterampilan fisik , dan tenaga keteknisian medis). Adanya keterikatan satu dengan yang lainnya dalam menunjang kualitas sebuah wilayah , maka perlu untuk mengenal perkembangan sebuah wilayah , khususnya dalam penelitian ini , adalah kecamatan-kecamatan di Kabupaten Banyumas . Analisis cluster merupakan analisis yang tepat untuk kasus ini . Tokushig dkk (2007) telah mengembangkan algoritma clustering dari crisp and fuzzy k-means untuk analisis data variabel ganda (multivariate). Clustering telah terbukti cukup efektif dalam membuka struktur data – data yang terkait dengan kesehatan (Khanmohammadi dkk , 2017) Berdasarkan uraian di atas , maka penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan kecamatan-kecamatan yang ada di kabupaten Banyumas menggunakan metode fuzzy cluster ing mean (FCM) dan k-mean cluster ing berdasarkan variabel jumlah penduduk , sarana dan prasarana kesehatan , dan tenaga kesehatan . Data Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data jumlah penduduk , jumlah

tenaga kesehatan , dan jumlah sarana kesehatan di Kabupaten Banyumas. 13(2), 113–126.

Muhammad Farhan Praja Utama, & Teti Sofia Yanti. (2024). Diagram Kendali Adaptive Exponentially Weighted Moving Average Bayesian dalam Pengendalian Penyaluran Air Minum. *Jurnal Riset Statistika*, 83–92. <https://doi.org/10.29313/jrs.v4i2.5014>

No Title. (2023).

Provinsi, D. I., & Barat, J. (2021). *Volume 15 Nomor 2 , Juli 2021 PENERAPAN ALGORITMA K-MEANS CLUSTERING UNTUK PENGELOMPOKAN PENYEBARAN COVID-19 JURNAL NUANSIA INFORMATIKA Volume 15 Nomor 2 , Juli 2021. 15, 92–98.*

Raisa Filmi Suryahadikusumah, & Sutawanir Darwis. (2024). Penentuan Premi Asuransi Gempa Berdasarkan Declustering Katalog Jawa Barat. *Jurnal Riset Statistika*, 127–136. <https://doi.org/10.29313/jrs.v4i2.5029>

Studi, P., Kesehatan, S., & Maharatu, S. T. (2024). *Faktor-Faktor Penyebab Kejadian Stunting Pada Balita : Literature Review Factors Causing the Incidence of Stunting in Toddlers : Literature Review. 1(1), 1–11.*