

SPATIO TEMPORAL CLUSTERING OF *STUNTING* DETERMINANT FACTORS IN INDONESIA USING K-MEDOIDS BASED ON WEIGHTED EUCLIDEAN DISTANCE

PENGEROMBOLAN SPASIO-TEMPORAL FAKTOR DETERMINAN *STUNTING* DI INDONESIA MENGGUNAKAN K-MEDOIDS DENGAN *WEIGHTED EUCLIDEAN DISTANCE*

Yumna Salma^{1‡}, Rahma Anisa², Aam Alamudi³

^{1,2,3} Program Studi Statistika dan Sains Data, SSMI, IPB University, Indonesia
‡corresponding author: yumnaasalma@apps.ipb.ac.id

Copyright © 2026 Yumna Salma, Rahma Anisa, and Aam Alamudi. This is an open-access article distributed under the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Abstract

Stunting remains a major public health issue in Indonesia despite a decline in prevalence to 19.8% in 2024. This study aims to identify spatio-temporal patterns of stunting risk factors across Indonesian provinces using K-Medoids clustering. Temporal similarity was measured using Complexity Invariance Distance (CID), while spatial proximity was modeled using a K-Nearest Neighbors (KNN) approach based on Haversine distance. Both components were integrated using Weighted Euclidean Distance (WED). The results formed three clusters with different stunting risk levels. Low-risk clusters generally showed better conditions in stunting determinant factors, while high-risk clusters still required improvements in sanitation access, food security, and basic immunization coverage. The findings also indicate that the temporal aspect (0.69) was more dominant than the spatial aspect in determining similarities among provinces, showing that WED-based K-Medoids effectively captured the spatio-temporal patterns of stunting determinants in Indonesia during 2021–2024.

Keywords: CID, K-medoids, KNN, Spatio-temporal, *Stunting*

Abstrak

Stunting masih menjadi masalah kesehatan masyarakat utama di Indonesia meskipun prevalensinya menurun menjadi 19,8% pada tahun 2024. Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi pola spasio-temporal faktor risiko *stunting* antar provinsi di Indonesia menggunakan penggerombolan

K-Medoids. Kemiripan temporal diukur menggunakan *Complexity Invariance Distance* (CID), sedangkan kedekatan spasial dimodelkan menggunakan pendekatan *K-Nearest Neighbors* (KNN) berbasis jarak *Haversine*. Kedua komponen tersebut kemudian diintegrasikan menggunakan *Weighted Euclidean Distance* (WED). Hasil penggerombolan membentuk tiga gerombol dengan tingkat risiko *stunting* yang berbeda. Gerombol risiko rendah umumnya menunjukkan kondisi faktor determinan *stunting* yang lebih baik, sedangkan gerombol risiko tinggi masih memerlukan perbaikan pada akses sanitasi, ketahanan pangan, dan cakupan imunisasi dasar lengkap. Hasil penelitian juga menunjukkan bahwa aspek temporal (0,69) lebih dominan dibandingkan aspek spasial dalam menentukan kemiripan antar provinsi, sehingga pendekatan K-Medoids berbasis WED efektif dalam menggambarkan pola spasio-temporal faktor determinan *stunting* di Indonesia periode 2021–2024.

Kata Kunci: CID, K-medoids, KNN, Spasio-temporal, *Stunting*.

1. Pendahuluan

Keberhasilan pembangunan suatu bangsa sangat dipengaruhi oleh kualitas sumber daya manusia yang didukung kondisi kesehatan dan gizi sejak usia dini. Salah satu permasalahan gizi yang masih menjadi perhatian utama di Indonesia adalah *stunting*, yaitu kondisi kekurangan gizi kronis sejak masa kehamilan hingga dua tahun pertama kehidupan anak yang dapat menyebabkan gangguan perkembangan fisik dan kognitif secara permanen. Secara global, WHO melaporkan sekitar 150,2 juta balita mengalami *stunting* pada tahun 2024. Di kawasan Asia Tenggara, Indonesia masih termasuk negara dengan prevalensi *stunting* yang relatif tinggi dan menempati peringkat kedua di ASEAN setelah Timor Leste. Berdasarkan survei status gizi Indonesia (SSGI) tahun 2024, prevalensi *stunting* di Indonesia tercatat sebesar 19,8%, menurun dari 21,5% pada tahun sebelumnya. Meskipun mengalami penurunan, angka tersebut menunjukkan bahwa permasalahan *stunting* masih memerlukan perhatian dan penanganan yang berkelanjutan.

Upaya penurunan *stunting* telah menjadi prioritas nasional melalui Peraturan Presiden Nomor 72 Tahun 2021 yang menekankan pentingnya intervensi terintegrasi dan berbasis data. Namun, prevalensi *stunting* dan faktor penyebabnya menunjukkan variasi antar provinsi di Indonesia, sehingga diperlukan pendekatan analisis yang mampu mengelompokkan wilayah berdasarkan kemiripan karakteristiknya. Salah satu metode yang dapat digunakan adalah analisis kluster, yang bertujuan mengelompokkan data berdasarkan tingkat kemiripan karakteristik tertentu (Kaufman dan Rousseeuw, 1990).

Penelitian terkait penggerombolan faktor *stunting* sebelumnya telah dilakukan menggunakan berbagai metode, seperti *k-means* (Amalia dan Arianto, 2024), *hierarchical clustering* (Satriawan dan Styawan, 2021), *k-medoids* (Ananta dan Sofro, 2025), dan *Fuzzy C-Means* (Ridha et al., 2025). Selain itu, beberapa penelitian juga mulai mempertimbangkan aspek spasial dan temporal melalui integrasi jarak spasial berbasis KNN dan jarak temporal menggunakan metode deret waktu dalam pendekatan *Weighted Euclidean Distance* (WED) (Afifah et al. 2022; Bregina, 2025). Pendekatan tersebut dinilai mampu memberikan gambaran yang lebih komprehensif terhadap pola faktor penyebab *stunting* berdasarkan dimensi wilayah dan waktu.

Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini bertujuan mengelompokkan provinsi di Indonesia berdasarkan kemiripan faktor risiko *stunting* serta mengidentifikasi pola spasio-temporal yang terbentuk. Pengelompokan dilakukan menggunakan analisis gerombol K-Medoids dengan jarak temporal dihitung menggunakan *Complexity Invariance Distance* (CID) dan jarak spasial menggunakan pendekatan *K-Nearest Neighbors* (KNN) berbasis jarak *haversine*. Kedua komponen jarak tersebut kemudian diintegrasikan menggunakan *Weighted Euclidean Distance* (WED) untuk mempertimbangkan aspek spasial dan temporal secara simultan.

2. Metodologi

2.1 Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang bersumber dari Badan Pusat Statistik (BPS) dan laporan Survei Status Gizi Indonesia (SSGI) kementerian kesehatan Indonesia. Penelitian ini menggunakan tiga peubah faktor penyebab *stunting* berdasarkan penelitian terdahulu. Sebagaimana ditampilkan pada Tabel 1 dan 34 provinsi dengan empat titik deret waktu sebagai amatan penelitian.

Tabel 1: Peubah penelitian

Peubah	Satuan	Referensi
Prevalensi <i>Stunting</i>	Persen (%)	-
Persentase rumah tangga akses terhadap sanitasi layak	Persen (%)	(Amalia dan Arianto 2024)
Imunisasi Dasar Lengkap	Persen (%)	(Putri dan Maulidia 2022)
Prevalensi Ketidacukupan Konsumsi Pangan	Persen (%)	(Putri dan Maulidia 2022)

2.2 Metode Penelitian

Tahapan analisis dilakukan dengan menggunakan perangkat lunak *Google Colab* dengan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Tahapan pra-proses data dilakukan untuk mempersiapkan data sebelum analisis, meliputi standarisasi, persiapan, dan eksplorasi data sebagai berikut:
 - a. Mempersiapkan data ke dalam format deret waktu multivariat yang memuat seluruh variabel pada waktu ke- t , dengan p menyatakan jumlah variabel, dan X_t merupakan unit amatan (provinsi) pada waktu ke- t (Johnson dan Wichern, 2007).
 - b. Eksplorasi data dilakukan untuk memberikan gambaran terhadap pola sebaran faktor-faktor penyebab *stunting* di Indonesia selama empat tahun terakhir dengan menggunakan *box plot*, *choropleth map* dan *heatmap*.
2. Menyusun matriks dengan jarak temporal dengan menggunakan CID yang didefinisikan oleh Batista *et al.* (2011) sebagai berikut dengan jarak dasar *euclidean* dan faktor koreksi (CF):

$$CID(X, Y) = ED(X, Y) \times CF(X, Y) \quad (3)$$

3. Menyusun matriks jarak spasial biner dengan menggunakan algoritma KNN berbasis ukuran kedekatan spasial dengan formula *harvesine* sebagai berikut:
 - a. Menghitung jarak kemiripan spasial antar provinsi dengan formula harvesine sebagai berikut:

$$k_{ij} = 2R \times \arcsin \left(\sqrt{\sin^2 \left(\frac{\phi_j - \phi_i}{2} \right) + \cos(\phi_j) \sin^2 \left(\frac{\lambda_j - \lambda_i}{2} \right)} \right) \quad (4)$$

Jarak antara wilayah ke- i dan ke- j dinotasikan sebagai k_{ij} , dengan ϕ menyatakan koordinat lintang, λ menyatakan koordinat bujur, dan R merupakan radius bumi sebesar 6371 km (Syarifudin dan Sari, 2022).

- b. Menentukan jumlah tetangga optimal berdasarkan hasil perhitungan jarak menggunakan formula haversine. Proses dilakukan dengan menghitung Indeks Moran pada beberapa rentang nilai tetangga terhadap peubah prevalensi *stunting*. Nilai $k_{optimal}$ dipilih berdasarkan nilai Indeks Moran terbesar dan signifikan sehingga mampu merepresentasikan kedekatan spasial antar provinsi (Notonegoro *et al.* 2024). Perhitungan Indeks Moran didefinisikan oleh Assuncao dan Reis (1999) sebagai berikut:

$$I = \frac{N \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_{ij} (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \quad (5)$$

Berdasarkan persamaan tersebut, I menyatakan nilai Indeks Moran, N jumlah amatan, y_i dan y_j nilai variabel pada wilayah ke- i dan ke- j , $\bar{y}$ rata-rata variabel, serta w_{ij} elemen matriks pembobot spasial yang menunjukkan kedekatan antar wilayah.

- c. Menyusun matriks jarak spasial biner berdasarkan jumlah tetangga optimal yang telah dihasilkan oleh Indeks Moran terbesar.
4. Menyusun matriks WED dengan mengombinasikan matriks jarak spasial biner dan matriks jarak temporal. Secara sistematis, jarak WED antara dua objek $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ dan $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$, dengan bobot w_i untuk dimensi ke- i , n adalah jumlah dimensi, x_i dan y_i adalah nilai dari objek X dan Y pada dimensi ke- i dihitung sebagai berikut (Deza dan Deza, 2009):

$$D_{WED}(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n w_i (x_i - y_i)^2} \quad (6)$$

Dimensi spasial dan temporal yang diberi bobot untuk menyeimbangkan kontribusi masing-masing aspek, sehingga persamaan dapat disederhanakan menjadi:

$$D_{WED} = \sqrt{(w_s \times w_{ij}) + (w_t \times D_{CID})} \quad (7)$$

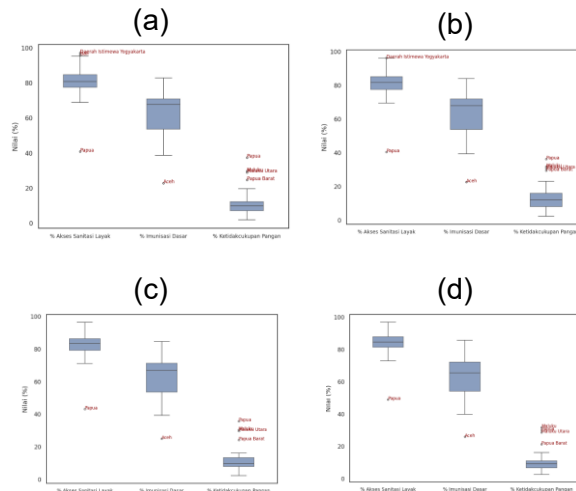
5. Menentukan kombinasi bobot spasial dan temporal yang optimal melalui *grid search*. Menggunakan dua metrik utama, yaitu koefisien *Silhouette* dan SSE untuk memperoleh hasil kombinasi yang proporsional.
6. Melakukan penggerombolan dengan algoritma *k-medoids* menggunakan matriks jarak WED.
7. Evaluasi hasil penggerombolan menggunakan *Silhouette Score*, *Davies-Bouldin Indeks*, dan metode *elbow* (Amrulloh et al, 2022).
8. Melakukan interpretasi terhadap hasil penggerombolan yang terbentuk dengan menghitung nilai rata-rata setiap peubah pada masing-masing gerombol.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Eksplorasi Data

Eksplorasi data dilakukan untuk memahami gambaran umum mengenai sebaran faktor-faktor penyebab *stunting* selama periode tahun 2021-2024.

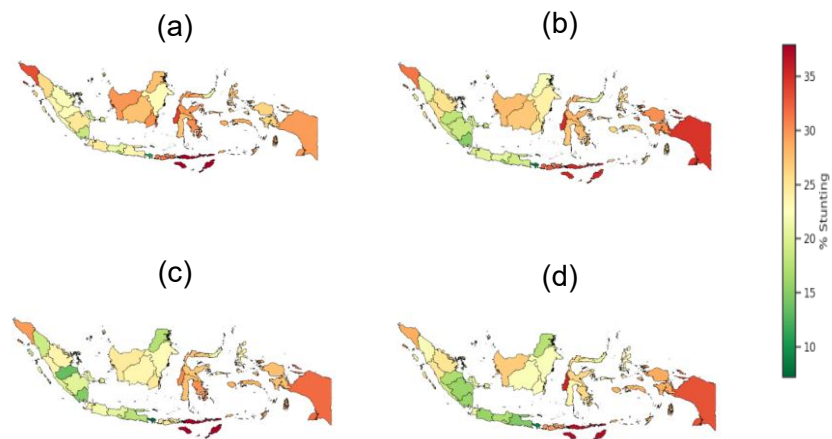
Eksplorasi pertama dilakukan dengan menggunakan *box plot* untuk mengidentifikasi *outlier* pada setiap peubah penyebab *stunting* dalam periode 2021-2024. Hal ini penting untuk dilakukan karena keberadaan *outlier* dapat memengaruhi hasil penggerombolan yang tidak optimal.



Gambar 1: *Box plot* faktor penyebab *stunting* periode 2021 (a), 2022 (b), 2023(c), dan 2024 (d)

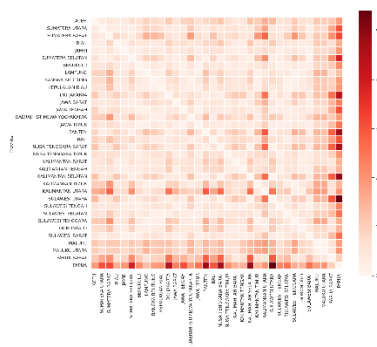
Gambar 1 menunjukkan distribusi peubah faktor determinan *stunting* pada setiap provinsi selama periode 2021–2024 yang relatif stabil dari tahun ke tahun. Persentase akses sanitasi layak cenderung meningkat yang menunjukkan adanya perbaikan akses sanitasi nasional secara bertahap, meskipun Provinsi Papua secara konsisten menjadi *outlier* dengan nilai terendah. Sementara itu, cakupan imunisasi dasar lengkap berfluktuasi dengan Provinsi Aceh memiliki nilai relatif rendah, sedangkan prevalensi ketidakcukupan pangan cenderung menurun yang menandakan adanya perbaikan ketahanan pangan meskipun Papua, Maluku Utara, dan Papua Barat masih teridentifikasi sebagai *outlier*. Kondisi ini menunjukkan masih adanya ketimpangan antar wilayah, terutama di Indonesia bagian timur.

Berdasarkan Gambar 2, secara umum terlihat adanya pola spasial pada prevalensi *stunting* antar provinsi. Wilayah Indonesia bagian timur, seperti Papua, Papua Barat, Nusa Tenggara Timur, dan Sulawesi Barat, cenderung memiliki prevalensi *stunting* lebih tinggi dibandingkan wilayah Jawa dan Bali. Peta tematik juga menunjukkan bahwa pola prevalensi *stunting* antar wilayah relatif stabil selama periode pengamatan. Oleh karena itu, diperlukan analisis spasio-temporal menggunakan penggerombolan k-medoids berbasis WED yang menggabungkan matriks jarak temporal dan spasial.



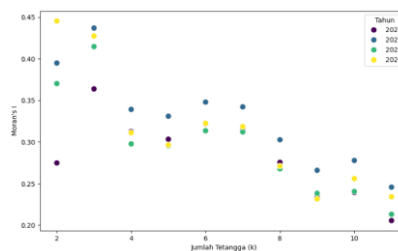
3.2 Pembentukan Matriks Jarak Temporal

Data yang terdiri atas tiga peubah faktor penyebab *stunting*, direpresentasikan sebagai matriks ukuran 4×3 . Baris merepresentasikan titik waktu pengamatan dan kolom merepresentasikan nilai dari masing-masing peubah. Matriks jarak temporal yang dihitung dengan CID digunakan untuk melihat kesamaan dinamika pola faktor penyebab *stunting* dengan mempertimbangkan kompleksitas pola perubahan nilai amatan dari waktu ke waktu. Nilai CID yang kecil menunjukkan kemiripan pola temporal yang tinggi, sedangkan nilai yang besar menunjukkan perbedaan dinamika temporal antar provinsi. *Heatmap* CID pada Gambar 3 menunjukkan tingkat ketidakmiripan dinamika temporal antar provinsi di Indonesia. Warna yang semakin gelap menandakan nilai CID yang semakin besar, sehingga pola perubahan faktor determinan *stunting* antar provinsi semakin berbeda. Secara umum, Provinsi Papua memiliki tingkat ketidakmiripan temporal yang relatif tinggi dibandingkan sebagian besar provinsi lainnya



3.3 Pembentukan Matriks Pembobot Spasial

Hasil perhitungan jarak *harvesine* antar seluruh pasangan provinsi kemudian disusun dalam matriks jarak spasial berukuran 34×34 sebagai dasar pembentukan matriks pembobot spasial dengan pendekatan berbasis jarak KNN. Selanjutnya, penentuan nilai k optimal dilakukan dengan mengevaluasi nilai Indeks Moran dalam rentang nilai $k = 2$ hingga 10 untuk setiap 4 periode tahun pengamatan. Kemudian, nilai k tetangga optimal diambil melalui hasil Indeks Moran terbesar dan signifikan, sehingga mampu merepresentasikan kedekatan spasial yang kuat antar provinsi.



Gambar 4: *Scatter plot* hasil Indeks Moran

Secara umum berdasarkan Gambar 4, nilai Indeks Moran menurun seiring bertambahnya nilai k , yang menunjukkan melemahnya autokorelasi spasial antar provinsi. Berdasarkan hasil perhitungan, dipilih $k = 3$ karena menghasilkan nilai Indeks Moran tertinggi pada sebagian besar tahun pengamatan. Selanjutnya, dibentuk matriks spasial biner dengan menghubungkan setiap provinsi ke tiga provinsi terdekatnya.

3.4 Pemodelan *Weighted Euclidean Distance*

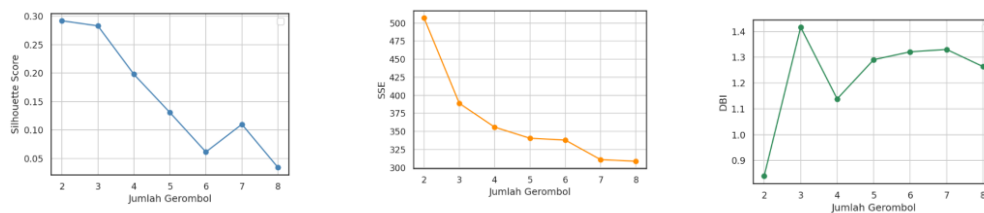
Matriks jarak temporal hasil perhitungan CID dan matriks pembobot spasial biner KNN selanjutnya diintegrasikan ke dalam satu matriks jarak menggunakan formula WED. Penentuan bobot optimal dilakukan menggunakan *grid search* dengan memenuhi kriteria $w_s + w_t = 1$. Proses tersebut dilakukan dalam dua tahap dengan menggunakan *silhouette score* dan *sum of square error* (SSE) sebagai evaluasi kualitas gerombol yang terbentuk. Proses *grid search* dilakukan dalam dua tahap.

Tahap pertama menggunakan rentang bobot 0,1–0,9 dengan interval 0,05 dan menghasilkan nilai *silhouette score* tertinggi sebesar 0,283 pada rentang bobot 0,3–0,7. Selanjutnya, pencarian dipersempit pada rentang tersebut dengan interval 0,001. Karena nilai *silhouette score* tidak menunjukkan peningkatan yang signifikan, penentuan bobot optimal juga mempertimbangkan nilai SSE. Hasil yang diperoleh menunjukkan bobot

optimal aspek spasial (w_s) sebesar 0,310 dan bobot temporal (w_t) sebesar 0,690 dengan *silhouette score* 0,283 dan SSE 388,761. Bobot tersebut menunjukkan bahwa aspek temporal memiliki pengaruh lebih besar dibandingkan aspek spasial dalam pembentukan jarak WED dan hasil penggerombolan.

3.5 Analisis Gerombol K-Medoids

Setelah kombinasi bobot optimal dari aspek spasial dan temporal didapatkan, selanjutnya dilakukan penggerombolan dengan *k-medoids*. Penentuan jumlah gerombol optimal dilakukan berdasarkan hasil evaluasi nilai *silhouette*, metode *elbow*, dan DBI. Ketiga metrik evaluasi tersebut memiliki peran yang berbeda dalam menentukan kualitas pembentukan gerombol.



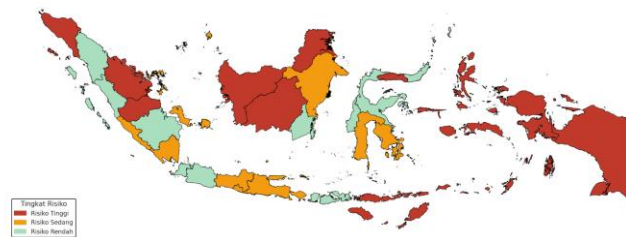
Gambar 5: Plot evaluasi *silhouette score*, *elbow*, dan *Davies-Bouldin index*

Proses evaluasi dilakukan pada jumlah gerombol 2 hingga 8 menggunakan *silhouette score*, metode *elbow*, dan DBI. Nilai *silhouette score* tertinggi diperoleh pada $k = 2$ sebesar 0,292, namun nilainya tidak jauh berbeda dengan $k = 3$ sebesar 0,283. Grafik *elbow* menunjukkan penurunan SSE yang signifikan dari $k = 2$ ke $k = 3$, sedangkan nilai DBI terendah dan terbesar juga diperoleh pada $k = 2$ dan $k = 3$. Berdasarkan ketiga evaluasi tersebut, dipilih $k = 3$ karena mampu memberikan gambaran yang lebih informatif terhadap keragaman faktor penyebab *stunting* antar provinsi. Berdasarkan nilai k dan bobot optimal yang diperoleh, algoritma PAM menghasilkan tiga gerombol dengan distribusi yang relatif seimbang, yaitu Gerombol 1 sebanyak 11 provinsi, Gerombol 2 sebanyak 12 provinsi, dan Gerombol 3 sebanyak 11 provinsi sebagaimana ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2: Karakteristik hasil gerombol

Gerombol	% Akses sanitasi layak	% Katidakcukupan pangan	% Cakupan imunisasi lengkap	Cakupan dasar
1	81,484	5,941	58,352	
2	76,367	18,749	54,541	
3	89,123	10,112	73,805	

Berdasarkan perhitungan pada Tabel 2, gerombol 3 memiliki faktor risiko *stunting* paling baik di antara ketiga gerombol, dengan rata-rata dari ketiga peubah yang baik dibandingkan dua gerombol lain. Selanjutnya, gerombol 1 memiliki tingkat risiko *stunting* sedang dengan rata-rata persentase akses sanitasi layak dan cakupan imunisasi dasar yang lebih rendah dibandingkan gerombol 3, namun memiliki nilai persentase ketidakcukupan pangan yang lebih rendah di antara ketiga gerombol. Adapun gerombol 2 yang masuk ke dalam kategori tinggi terhadap risiko *stunting*, karena rata-rata dari ketiga variabel yang perlu mendapat perhatian lebih dibandingkan dua gerombol lain. Terbentuknya tiga gerombol dengan karakteristik berbeda menunjukkan bahwa intervensi penanganan *stunting* perlu disesuaikan dengan kondisi masing-masing wilayah. Gerombol risiko tinggi memerlukan intervensi yang lebih komprehensif pada seluruh faktor determinan *stunting*, sedangkan gerombol risiko sedang lebih difokuskan pada peningkatan cakupan imunisasi dasar.



Gambar 6: Peta hasil penggerombolan spasio-temporal

Sebaran penggerombolan spasio-temporal menunjukkan bahwa provinsi yang berdekatan cenderung berada dalam gerombol yang sama. Namun, beberapa wilayah tetap berada dalam gerombol yang sama meskipun tidak berdekatan secara geografis, sehingga menunjukkan bahwa aspek temporal lebih dominan dibandingkan aspek spasial. Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan spasio-temporal mampu menghasilkan pengelompokan yang lebih informatif pada data multivariat.

4. Simpulan dan Saran

Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggerombolan K-Medoids berbasis WED yang mengintegrasikan CID dan KNN mampu menggambarkan pola spasio-temporal faktor penyebab *stunting* di Indonesia periode 2021–2024. Bobot temporal sebesar 0,69 menunjukkan bahwa aspek temporal lebih dominan dibandingkan aspek spasial dalam menentukan kedekatan antar provinsi. Hasil penggerombolan menghasilkan tiga kategori risiko *stunting*,

di mana wilayah Jawa, Bali, dan sebagian Sulawesi termasuk kategori risiko rendah, sedangkan beberapa provinsi di wilayah timur Indonesia masih memerlukan perhatian pada akses sanitasi layak, cakupan imunisasi dasar, dan ketahanan pangan.

Beberapa saran dapat dikembangkan untuk penelitian selanjutnya. Pertama, penggunaan periode pengamatan yang lebih panjang diharapkan mampu memberikan gambaran dinamika temporal yang lebih stabil dan akurat. Kedua, penambahan peubah faktor determinan *stunting*, seperti kemiskinan, pendidikan ibu, dan berat badan bayi lahir rendah, dapat menghasilkan pengelompokan yang lebih representatif. Ketiga, penggunaan *Dynamic Time Warping* (DTW) multivariat dapat dipertimbangkan sebagai alternatif CID untuk menangkap kemiripan pola deret waktu yang mengalami pergeseran temporal antar provinsi.

Daftar Pustaka

- Afifah, S. U., Fariza, A., & Basofi, A. (2022). Spatial-temporal vizualization of tuberculosis vulnerability in East Jawa, Indonesia using the k-medoids clustering algorithm. *2022 International Electronics Symposium*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/IES55876.2022.9888389>
- Amalia, M. F., & Arianto, D. B. (2024). Implementasi algoritma k-means clustering dalam klasterisasi kabupaten/kota provinsi Jawa Barat berdasarkan faktor pemicu stunting pada balita. *Jurnal Sistem Informasi dan Sistem Komputer*, 9(1), 36–46.
- Amrulloh, K., Pudjiantoro, T. H., Sabrina, P. N., & Hadiana, A. I. (2022). Comparison between Davies-Bouldin indeks and silhouette score coefficient evaluation methods in retail store sales transaction data clusterization using k-medoids algorithm. *Prosiding SNPMT*, 140–146.
- Ananta, & Sofro. (2025). Comparison of K-Means and K-medoids Algorithm in Clustering Indonesian Provinces Using Stunting Handling Indeks. *Jurnal Matematika dan Pendidikan Matematika*, 9(2), 344–353.
- Assuncao, R. M., & Reis, E. A. (1999). A new proposal to adjust Moran's I for population density. *Statistics in Medicine*, 18(16), 2147–2162.
- Batista, G. E. A. P. A., Wang, X., & Keogh, E. J. (2011). A complexity-invariance distance measure for time series. *Proceedings of the 2011 SIAM International Conference on Data Mining (SDM)*, 699–710. <https://doi.org/10.1137/1.9781611972815.60>
- Bregina, I. M. (2025). *Penggerombolan spasio-temporal menggunakan k-medoids dengan jarak euclidean terboboti pada harga telur di Indonesia* [Skripsi sarjana, Institut Pertanian Bogor]. Repository IPB.

- Deza, M. M., & Deza, E. (2009). *Encyclopedia of Distances*. Springer.
- Indonesia. (2021). *Peraturan Presiden Nomor 72 Tahun 2021 tentang Percepatan Penurunan Stunting*.
- Johnson, R. A., & Wichern, D. W. (2007). *Applied Multivariate Statistical Analysis* (6th ed.). Pearson Prentice Hall.
- Kaufman, L., & Rousseeuw, P. J. (1990). *Finding Groups in Data: An Introduction to Cluster Analysis*. John Wiley & Sons, Inc.
- Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. (2021). *Hasil Survei Status Gizi Indonesia (SSGI) 2021*. Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.
- Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. (2022). *Hasil Survei Status Gizi Indonesia (SSGI) 2022*. Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.
- Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. (2023). *Hasil Survei Status Gizi Indonesia (SSGI) 2023*. Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.
- Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. (2024). *Hasil Survei Status Gizi Indonesia (SSGI) 2024*. Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.
- Nooraeni, R., & Nurfalah, G. (2022). Kajian penerapan jarak euclidean, manhattan, minwoski, dan chebyshev pada algoritma clustering k-prototype. *Sains, Aplikasi, Komputasi, dan Teknologi Informasi*, 4(2), 74–85.
- Notonegoro, Y., et al. (2024). Comparison of distance-based spatial weight matrix in logistic spatial autoregressive model. *International Journal of Data and Network Science*, 8(2), 857–866. <https://doi.org/10.5267/j.ijdns.2023.11.015>
- Putri, A. D., & Maulidia, S. (2022). Pengelompokan kejadian stunting di Indonesia pada tahun 2022 dan faktor-faktor yang memengaruhinya: Sebuah gambaran. *Seminar Nasional Official Statistics*, 2024(1), 581–590. <https://doi.org/10.3412b/semnasoss.2024.112>
- Ridha, M., Nurdin, & Maryana. (2025). Clustering analysis to identify stunting vulnerability areas in north Aceh district using the fuzzy c-means algorithm. *Journal of Informatics and Telecommunication Engineering*, 9(1), 76–86. <https://doi.org/10.31289/jite.v9i1.14892>

Sarrias, M. (2020). *Lecture 1: Introduction to Spatial Econometrics*. Universidad de Talca.

Satriawan, D., & Styawan, D. A. (2021). Pengelompokan provinsi di Indonesia berdasarkan faktor penyebab balita stunting menggunakan analisis cluster hierarki. *Jurnal Statistika dan Aplikasinya*, 5(1), 61–70. <https://doi.org/10.21009/jsa.05107>

Syarifudin, M. K., & Sari, R. T. K. (2022). Perbandingan metode euclidean distance dan haversine distance pada aplikasi sistem PPDB dan algoritma k-means untuk menentukan kebijakan peraturan haversine. *Faktor Exacta*, 15(4), 206–212. <https://doi.org/10.30998/factorexacta.v15i4.14795>