

Pengelompokan Provinsi Di Indonesia Berdasarkan Indikator Kesehatan Balita Menggunakan Metode Agglomerative Clustering

Ana Fikria¹, I Komang Gede Sukarsa², I Putu Winada Gautama³, Made Ayu Dwi
Octavanny⁴, Anggun Yuliarum Qur'ani⁵, Desak Putu Eka Nilakusmawati⁶

^{1,2,3,4,5,6} Program Studi Matematika, Fakultas MIPA-Universitas Udayana

e-mail: anafikria757@gmail.com, gedesukarsa@unud.ac.id, winadagautama@unud.ac.id, octavanny@unud.ac.id,
anggunyuliarum@unud.ac.id, nilakusmawati@unud.ac.id

Abstract: Child Health is a crucial indicator in assessing the overall health of a population. However, there are disparities between provinces in terms of healthcare access, immunization coverage, and child nutrition status. Therefore, this study aims to cluster 38 provinces in Indonesia based on infant health indicators using the Agglomerative Hierarchical Clustering method. The data used is sourced from the 2023 Indonesian Health Profile Report, with variables including neonatal visit coverage, complete basic immunization, infant weighing, and the prevalence of infants with severe underweight, stunting, and malnutrition. The five agglomerative methods applied in this study are Single Linkage, Complete Linkage, Average Linkage, Centroid, and Ward. The results indicate disparities in child health conditions across provinces, with clusters representing regions with good, moderate, and poor conditions. These findings can serve as a reference for the implementation of the Free Nutritious Meal Program (MBG) in 2025 to better target areas with high vulnerability, in order to reduce stunting rates and improve overall child nutritional status.

Keywords: Clustering, Agglomerative, Child Health

Abstrak: Kesehatan balita merupakan indikator penting dalam menilai tingkat kesehatan masyarakat. Namun, terdapat kesenjangan antarprovinsi dalam akses layanan kesehatan, cakupan imunisasi, dan status gizi anak. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan 38 provinsi di Indonesia berdasarkan indikator kesehatan balita menggunakan metode Agglomerative Hierarchical Clustering. Data yang digunakan bersumber dari Laporan Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2023, dengan variabel yang mencakup cakupan kunjungan neonatal, imunisasi dasar lengkap, penimbangan balita, serta prevalensi balita dengan berat badan sangat kurang, pendek, dan gizi buruk. Lima metode agglomerative yang diterapkan dalam penelitian ini adalah Single Linkage, Complete Linkage, Average Linkage, Centroid, dan Ward. Pemotongan dendrogram dilakukan menjadi tiga cluster berdasarkan pertimbangan substansi kesehatan dan arah kebijakan. Hasil menunjukkan adanya ketimpangan kondisi kesehatan balita antarprovinsi, dengan cluster yang menggambarkan wilayah dengan kondisi baik, sedang, dan buruk. Hasil ini dapat dijadikan acuan dalam pelaksanaan Program Makan Bergizi Gratis (MBG) tahun 2025 agar lebih terfokus pada daerah dengan tingkat kerentanan tinggi, guna menurunkan angka stunting dan memperbaiki status gizi balita secara menyeluruh.

Kata Kunci: Clustering, Agglomerative, Kesehatan Balita

Pendahuluan

Kesehatan balita merupakan aspek penting dalam pembangunan kesehatan masyarakat. Periode balita merupakan tahap penting dalam pertumbuhan dan perkembangan anak (Hastuti & Musiana, 2024). Di Indonesia, sepertiga dari total penduduknya adalah anak-anak, mencapai jumlah sekitar 80 juta orang. Hal ini menjadikan Indonesia memiliki populasi anak terbesar keempat di dunia (UNICEF, 2020). Jika dibandingkan dengan negara-negara ASEAN lainnya, tingkat kematian bayi di Indonesia berada di peringkat kelima tertinggi setelah Filipina (Kusnandar, 2022). Fakta ini menandakan bahwa kesehatan balita di Indonesia masih memiliki tingkat yang rendah.

Menurut IPKM 2018, kesehatan balita mengalami peningkatan terendah sejak 2013. Meskipun kesehatan balita mengalami peningkatan pada tingkat nasional, tetapi tidak diikuti oleh semua provinsi di Indonesia. Provinsi yang masih mengalami penurunan dari tahun 2013 yaitu Sumatra Utara, Papua, Maluku, Banten dan Aceh (Tjandrarini dkk., 2019). Kondisi kesehatan



balita dipengaruhi oleh berbagai faktor, salah satunya adalah gizi yang tidak optimal dan stunting. Gizi mencerminkan keadaan tubuh yang dipengaruhi oleh asupan makanan dan nutrisi yang dikonsumsi (Musdzalifah dkk., 2024). Stunting merupakan masalah yang dapat mengakibatkan melonjaknya risiko morbiditas, mortalitas, dan gangguan pertumbuhan balita (Laksono dkk., 2022; Lukman dkk., 2022; Wulandari, 2023).

Sebagai upaya perbaikan gizi dan peningkatan kualitas kesehatan anak, pemerintah Indonesia meluncurkan Program Makan Bergizi Gratis (MBG), yang ditujukan untuk anak sekolah, balita, serta ibu hamil dan menyusui. Karena itu, perlu dilakukan pengelompokan provinsi berdasarkan kondisi kesehatan balita agar bisa melihat perbedaan dan pola di setiap daerah. Pengelompokan dapat dilakukan dengan bantuan teknik statistik yaitu menggunakan analisis *cluster*.

Analisis *cluster* merupakan salah satu teknik multivariat yang mempunyai tujuan untuk mengelompokkan objek menjadi beberapa *cluster* berdasarkan kemiripan variabel yang diamati (Hasibuan dkk., 2024; Purnomo dkk., 2021; Wijaya & Putranto, 2024). Secara umum terdapat dua metode pengelompokan dalam *cluster* yaitu metode hierarki dan non-hierarki. Metode hierarki merupakan metode *cluster* yang membentuk tingkatan tertentu dimana proses pengklasteran dilakukan secara bertingkat/bertahap (Tokuda dkk., 2021). Metode hierarki dibedakan menjadi dua metode yaitu *Agglomerative* (penggabungan) dan *Devisive* (pemisah) (Tjut Adek dkk., 2021). Metode *agglomerative* dimulai dengan setiap objek membentuk *cluster* baru, sedangkan *devisive* dimulai dengan membentuk satu *cluster* besar kemudian akan dipisahkan dan membentuk *cluster* yang lebih kecil (Boyko & Tkachyk, 2023; Hermawati dkk., 2024; Mattjik & Sumertajaya, 2011).

Terdapat metode yang berkembang dalam metode *agglomerative*, antara lain *single linkage*, *complete linkage*, *average linkage*, *ward* dan *centroid* (Oti & Olusola, 2024). Pada metode *Single Linkage*, proses *clustering* didasarkan pada jarak terdekat antara dua objek (Giordani dkk., 2020). Menghitung jarak *cluster* dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$d_{(UV)W} = \min(d_{UW}, d_{VW}) \quad (1)$$

Complete Linkage berdasarkan pada jarak terjauh antar objek (Purnomo dkk., 2021). Menghitung jarak *cluster* dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$d_{(UV)W} = \max(d_{UW}, d_{VW}) \quad (2)$$

Average Linkage menggunakan jarak rata-rata terhadap semua pasangan objek sebagai ukuran jarak antara dua *cluster* (Giordani dkk., 2020; Yusniyanti dkk., 2021). Untuk menghitung jarak *cluster* dirumuskan sebagai berikut:

$$d_{(UV)W} = \frac{(d_{UW}, d_{VW})}{n_{UV}n_{UV}} \quad (3)$$

Metode *Centroid*, *Centroid* adalah rata-rata dari semua objek dalam sebuah *cluster* (Purnomo dkk., 2021). Jarak antara dua *cluster* diukur sebagai jarak antara *centroid cluster* itu sendiri. Jarak antara dua *cluster* didefinisikan sebagai berikut:

$$D(U, V) = d(\bar{y}_U, \bar{y}_V) \quad (4)$$

Metode *Ward* menghitung jarak dengan menjumlahkan kuadrat jarak antara dua *cluster* berdasarkan semua variabel (Giordani dkk., 2020). Dengan menggunakan rumus berikut:

$$SSE = \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})'(X_i - \bar{X}) \quad (5)$$

Fungsi jarak yang sering digunakan dalam metode hierarki adalah jarak *Euclidean*. Selain itu, jarak *Euclidean* lebih mudah diinterpretasikan sebagai jarak geometris antara dua titik (Khudari, 2024). Jarak *Euclidean* umumnya dihitung berdasarkan data asli, bukan dari data yang telah distandarisasi (Mattjik & Sumertajaya, 2011).

Tujuan penelitian ini adalah untuk mengelompokkan provinsi di Indonesia yang memiliki kemiripan karakteristik berdasarkan indikator kesehatan balita dengan menggunakan analisis *cluster*. Metode yang digunakan adalah *Agglomerative Hierarchical Clustering* dengan lima pendekatan, yaitu *Single Linkage*, *Complete Linkage*, *Average Linkage*, *Centroid*, dan *Ward*. Dengan menggunakan metode *agglomerative*, penelitian ini akan menghasilkan pengelompokan indikator kesehatan balita berdasarkan lima pendekatan yang berbeda. Hasil dari setiap metode akan memberikan gambaran mengenai pola pengelompokan yang terbentuk, sehingga dapat memberikan pemahaman lebih lanjut mengenai kondisi kesehatan balita di berbagai provinsi di Indonesia.

Metode Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari sumber buku Laporan Profil Kesehatan Indonesia Tahun 2023 (Kemenkes, 2024). Data yang digunakan mencakup informasi mengenai indikator kesehatan balita yang terdiri dari 38 provinsi di Indonesia. Berikut 38 provinsi yang terdapat di dalam data. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini mencakup: kunjungan neonatal, imunisasi dasar lengkap, penimbangan balita, balita berat badan sangat kurang dan kurang, balita sangat pendek dan pendek, balita gizi buruk dan kurang.

Langkah-langkah yang digunakan dalam penelitian ini:

1. Penyiapan data

Pada tahap penyiapan data, penting untuk memperhatikan satuan pengukuran untuk setiap variabel. Jika variabel yang digunakan memiliki satuan pengukuran yang sama, maka tidak diperlukan standarisasi data.

2. Menghitung matriks jarak

Setelah itu, dilakukan pengukuran kemiripan objek dari data menggunakan jarak *Euclidean* dengan persamaan:

$$d_{rs} = \sqrt{\sum_{k=1}^p (x_{rk} - x_{sk})^2} \quad (6)$$

3. Dilakukan proses *clustering*

Metode yang akan digunakan untuk mengelompokkan 38 provinsi Indonesia yaitu metode *agglomerative* meliputi; *single linkage*, *complete linkage*, *average linkage*, *ward* dan *centroid*

4. Mendeskripsikan hasil *clustering*

Pada tahap ini, hasil pengelompokan akan dideskripsikan berdasarkan karakteristik masing-masing *cluster*. Setiap kelompok yang terbentuk akan dianalisis berdasarkan kesamaan dan perbedaannya, serta bagaimana pola indikator kesehatan balita di setiap kelompok. Hasil dari lima metode akan disajikan untuk melihat apakah ada perbedaan dalam jumlah *cluster* yang terbentuk atau susunan anggota *cluster* pada setiap metode.

Hasil dan Pembahasan

Menghitung Jarak *Euclidean*

Langkah pertama dalam proses *clustering* adalah menghitung jarak, yang bertujuan untuk mengukur tingkat kesamaan antara dua objek. Karena itu, perhitungan akan dilakukan menggunakan jarak *Euclidean* sebagaimana dinyatakan dalam persamaan (6). Hasil perhitungan jarak *euclidean* diperoleh jarak antar 38 objek yang disajikan dalam bentuk matriks berukuran 38×38 .

Hasil perhitungan jarak *Euclidean* pada 38 provinsi diperoleh jarak terdekat dengan nilai 3,2592, dimana merupakan jarak antara Provinsi Kepulauan Bangka Belitung dengan Provinsi Bengkulu. Dengan demikian, Kepulauan Bangka Belitung dan Bengkulu menjadi pasangan pertama yang digabungkan ke dalam satu *cluster*.

Pengelompokan dengan Metode *Single Linkage*

Pada metode *Single Linkage*, proses penggabungan dilakukan dengan melihat antar *cluster* yang memilih jarak terdekat (minimum), dengan perhitungan jarak menggunakan rumus pada Persamaan (1). Perhitungan jarak dilakukan antara *cluster* yang mencakup Kepulauan Bangka Belitung dan Bengkulu dengan *cluster* lainnya, hingga seluruh *cluster* tergabung menjadi satu *cluster*.

Berikut adalah hasil pengelompokan provinsi berdasarkan metode *single linkage*.

Tabel 1 Pengelompokan Provinsi dengan Metode *Single Linkage*

<i>Cluster</i>	Anggota <i>Cluster</i>
1	Jawa Timur, Kalimantan Tengah, DI Yogyakarta, Sulawesi Barat, DKI Jakarta, Bengkulu, Jawa Barat, Kalimantan Barat, Banten, Riau, Sulawesi Selatan, Sulawesi Tenggara, Bali, Sulawesi Tengah, Nusa Tenggara Barat, Sumatera Utara, Jambi, Jawa Tengah, Kalimantan Timur, Sumatera Barat, Sumatra Selatan, Kepulauan Riau, Lampung, Maluku, Kepulauan Bangka Belitung, Maluku Utara, Gorontalo, Nusa Tenggara Timur, Kalimantan Utara, Sulawesi Utara, Kalimantan Selatan, Aceh, Papua
2	Papua Selatan, Papua Barat Daya, Papua Barat, Papua Tengah
3	Papua Pegunungan

Sumber: data diolah (2025)

Karakteristik dari masing-masing *cluster* dapat diketahui dengan menentukan rata-rata dari setiap *cluster*. Pusat *cluster* dengan sembilan variabel dapat dituliskan dalam Tabel 2.

Tabel 2 Pusat *Cluster* Hasil Pengelompokan *Single Linkage*

Variabel	<i>Cluster 1</i>	<i>Cluster 2</i>	<i>Cluster 3</i>
Neonatal	10,37	13,50	21,5
Imunisasi	13,97	12,99	8,9
Penimbangan	13,77	7,92	21,8
BB Sangat Kurang	1,35	0,78	6,7
BB Kurang	3,92	0,78	6,7
Sangat Pendek	0,84	0,31	2,2
Pendek	4,03	2,96	7,5
Gizi Buruk	0,29	0,26	1,2
Gizi Kurang	1,79	1,81	3,2

Sumber: data diolah (2025)

Hasil pengelompokan menunjukkan bahwa *cluster 1* termasuk *cluster* baik, dengan layanan kesehatan balita yang cukup optimal dan prevalensi gizi buruk yang rendah, meskipun balita pendek masih perlu perhatian. *Cluster 1* tergolong sedang, ditandai cakupan imunisasi dan penimbangan yang rendah serta tingginya stunting, menunjukkan kerentanan dan perlunya intervensi khusus. Sementara itu, *cluster 1* termasuk *cluster* buruk, dengan kondisi gizi balita yang memprihatinkan seperti tingginya prevalensi berat badan kurang, balita sangat pendek, dan gizi buruk, mencerminkan adanya masalah gizi kronis yang serius.

Pengelompokan dengan Metode *Complete Linkage*

Pada metode *Complete Linkage*, proses penggabungan dilakukan dengan melihat antar *cluster* yang memilih jarak terjauh (maksimum), dengan perhitungan jarak menggunakan rumus pada Persamaan (2). Dilakukan perhitungan jarak antara *cluster* Kepulauan Bangka Belitung dan Bengkulu dengan *cluster* lain, hingga semua *cluster* tergabung menjadi satu *cluster*. Berikut adalah hasil pengelompokan provinsi berdasarkan metode *complete linkage*:

Tabel 3 Pengelompokan Provinsi dengan Metode *Complete Linkage*

<i>Cluster</i>	<i>Anggota Cluster</i>
1	Jawa Timur, DI Yogyakarta, DKI Jakarta, Bengkulu, Jawa Barat, Banten, Riau, Sulawesi Selatan, Sulawesi Tenggara, Bali, Sulawesi Tengah, Nusa Tenggara Barat, Sumatera Utara, Jambi, Jawa Tengah, Sumatra Selatan, Kepulauan Riau, Lampung, Maluku, Kepulauan Bangka Belitung, Maluku Utara, Gorontalo, Nusa Tenggara Timur, Sulawesi Utara, Kalimantan Selatan, Kalimantan Utara, Papua, Sulawesi Barat, Kalimantan Timur, Kalimantan Barat, Kalimantan Tengah, Riau
2	Aceh, Sumatra Barat
3	Papua Selatan, Papua Barat Daya, Papua Barat, Papua Tengah, Papua Pegunungan

Sumber: data diolah (2025)

Karakteristik dengan menghitung nilai rata-rata dari sembilan variabel. Hasil pusat *cluster* tersebut disajikan dalam bentuk tabel untuk mempermudah interpretasi.

Tabel 4 Pusat *Cluster* Hasil Pengelompokan *Complete Linkage*

Variabel	<i>Cluster 1</i>	<i>Cluster 2</i>	<i>Cluster 3</i>
Neonatal	10.47	3.46	13.74
Imunisasi	9.36	14.00	23.67
Penimbangan	13.92	3.11	8.34
BB Sangat Kurang	1.40	0.14	1.28
BB Kurang	4.04	0.92	1.28
Sangat Pendek	0.86	0.14	0.53
Pendek	4.16	0.00	3.11
Gizi Buruk	0.30	0.07	0.36
Gizi Kurang	1.85	0.21	2.18

Sumber: data diolah (2025)

Hasil rata-rata menunjukkan bahwa *cluster 1* merupakan *cluster* baik, dengan cakupan layanan kesehatan balita yang memadai dan masalah gizi yang rendah, meskipun balita pendek masih perlu perhatian. *Cluster 2* tergolong sedang, ditandai cakupan layanan yang terbatas dan tingginya stunting, sehingga membutuhkan intervensi gizi dan perluasan akses layanan. *Cluster 2* termasuk *cluster* buruk, dengan masalah gizi seperti balita pendek, berat badan kurang, dan gizi kurang yang masih tinggi, meski cakupan imunisasi cukup baik, menandakan perlunya peningkatan kualitas layanan dan intervensi berkelanjutan.

Pengelompokan dengan Metode *Average Linkage*

Pada metode *Average Linkage* menghitung jarak antar objek sebagai jarak rata-rata dimana jarak tersebut dihitung pada masing-masing *cluster*. Berdasarkan persamaan (3) dilakukan perhitungan jarak antara *cluster* Kepulauan Bangka Belitung dan Bengkulu dengan *cluster* lain, hingga semua *cluster* tergabung menjadi satu *cluster*. Berikut adalah hasil pengelompokan provinsi berdasarkan metode *average linkage*:

Tabel 5 Pengelompokan Provinsi dengan Metode *Average Linkage*

<i>Cluster</i>	<i>Anggota Cluster</i>
1	Jawa Timur, Kalimantan Tengah, DI Yogyakarta, Sulawesi Barat, DKI Jakarta, Bengkulu, Jawa Barat, Kalimantan Barat, Banten, Riau, Sulawesi Selatan, Sulawesi Tenggara, Bali, Sulawesi Tengah, Nusa Tenggara Barat, Sumatera Utara, Jambi, Jawa Tengah, Kalimantan Timur, Sumatera Barat, Sumatra Selatan, Kepulauan Riau, Lampung, Maluku, Kepulauan Bangka Belitung, Maluku Utara, Gorontalo, Nusa Tenggara Timur, Kalimantan Utara, Sulawesi Utara, Kalimantan Selatan
2	Aceh, Sumatra Barat
3	Papua Selatan, Papua Barat Daya, Papua Barat, Papua Tengah, Papua Pegunungan

Sumber: data diolah (2025)

Identifikasi karakteristik dari masing-masing kelompok dilakukan melalui analisis nilai rata-rata dari seluruh variabel, yang telah disajikan dalam Tabel 6.

Tabel 6 Pusat *Cluster* Hasil Pengelompokan *Average Linkage*

Variabel	<i>Cluster 1</i>	<i>Cluster 2</i>	<i>Cluster 3</i>
Neonatal	10.47	3.46	13.74
Imunisasi	9.36	14.00	23.67
Penimbangan	13.92	3.11	8.34
BB Sangat Kurang	1.40	0.14	1.28
BB Kurang	4.04	0.92	1.28
Sangat Pendek	0.86	0.14	0.53
Pendek	4.16	0.00	3.11
Gizi Buruk	0.30	0.07	0.36
Gizi Kurang	1.85	0.21	2.18

Sumber: data diolah (2025)

Cluster 1 merupakan *cluster* baik, dengan cakupan kunjungan neonatal, imunisasi, dan penimbangan yang tinggi serta prevalensi gizi rendah, meskipun balita pendek masih perlu diperhatikan. *cluster 2* tergolong sedang, dengan keterbatasan pada layanan kesehatan dasar dan tingginya angka stunting serta kekurangan gizi, meskipun cakupan imunisasi cukup baik. Sementara itu, *cluster 3* termasuk *cluster* buruk, ditandai oleh layanan dasar yang belum optimal dan masih tingginya masalah balita pendek serta gizi kurang, sehingga membutuhkan penguatan intervensi dan pemantauan.

Pengelompokan dengan Metode *Centroid*

Metode *centroid*, juga dikenal sebagai metode titik pusat, mengukur jarak antara *cluster* dengan menggunakan jarak antara *centroid*. Hasil pengelompokan pada *centroid* diarahkan pada pembentukan tiga *cluster* sebagai upaya menyajikan pengelompokan yang lebih operasional dan kontekstual. Berikut anggota-anggota pada setiap *cluster* akan disajikan dalam Tabel 7.

Tabel 7 Pengelompokan Provinsi dengan Metode *Centroid*.

<i>Cluster</i>	<i>Anggota Cluster</i>
1	Jawa Timur, Kalimantan Tengah, DI Yogyakarta, Sulawesi Barat, DKI Jakarta, Bengkulu, Jawa Barat, Kalimantan Barat, Banten, Riau, Sulawesi Selatan, Sulawesi Tenggara, Bali, Sulawesi Tengah, Nusa Tenggara Barat, Sumatera Utara, Jambi, Jawa Tengah, Kalimantan Timur, Sumatera Barat, Sumatra Selatan, Kepulauan Riau, Lampung, Maluku, Kepulauan Bangka Belitung, Maluku Utara, Gorontalo, Nusa Tenggara Timur, Kalimantan Utara, Sulawesi Utara, Kalimantan Selatan, Aceh, Papua
2	Papua Selatan, Papua Barat Daya, Papua Barat, Papua Tengah
3	Papua Pegunungan

Sumber: data diolah (2025)

Rata-rata sembilan variabel dihitung untuk memahami karakteristik dari masing-masing *cluster*. Hasil perhitungan tersebut kemudian dirangkum dalam tabel pusat *cluster*.

Tabel 8 Pusat *Cluster* Hasil Pengelompokan *Centroid*

Variabel	<i>Cluster 1</i>	<i>Cluster 2</i>	<i>Cluster 3</i>
Neonatal	10.37	13.50	13.50
Imunisasi	13.96	12.99	12.99
Penimbangan	13.77	7.92	7.92
BB Sangat Kurang	1.35	0.78	0.78
BB Kurang	3.92	0.78	0.78
Sangat Pendek	0.84	0.31	0.31
Pendek	4.03	2.96	2.96
Gizi Buruk	0.29	0.26	0.26
Gizi Kurang	1.80	1.82	1.82

Sumber: data diolah (2025)

Hasil menunjukkan bahwa *cluster 1* merupakan *cluster* baik, dengan cakupan layanan kesehatan balita yang tinggi dan masalah gizi yang rendah. *cluster 2* tergolong sedang, ditandai rendahnya imunisasi dan penimbangan serta tingginya angka stunting. Sementara itu, *cluster 3* termasuk *cluster* buruk, dengan kondisi gizi balita yang memprihatinkan, seperti tingginya prevalensi berat badan kurang dan gizi buruk.

Pengelompokan dengan Metode *Ward*

Pada proses aglomerasi pada metode *ward* dimulai dari 2 objek yang terdekat, jarak antara kedua objek tersebut adalah jarak terdekat dari semua kombinasi 38 objek yang digunakan. Dilakukan perhitungan Provinsi Bangka Belitung dan Bengkulu akan dilakukan untuk seluruh provinsi kecuali Bangka Belitung dan Bengkulu itu sendiri. Proses tersebut akan terus berlanjut hingga semua provinsi bergabung menjadi satu *cluster*.

Demikian proses pengelompokan dilakukan menggunakan metode *ward* Setelah dilakukan pengelompokan, diperoleh hasil pembagian tiga *cluster* yang menggambarkan kondisi kesehatan balita di masing-masing provinsi. Berikut adalah hasil pengelompokan provinsi berdasarkan metode *ward*:

Tabel 9 Pengelompokan Provinsi dengan Metode Ward

<i>Cluster</i>	<i>Anggota Cluster</i>
1	Sumatera Barat, Aceh, Sulawesi Tengah, Maluku, Kalimantan Selatan, Riau, Sulawesi Tenggara, DI Yogyakarta, Kepulauan Bangka Belitung, Nusa Tenggara Timur, Bengkulu, Jambi, Sulawesi Utara, Sumatera Utara, Sumatera Selatan, Gorontalo, Maluku Utara, Kepulauan Riau, Kalimantan Utara, Sulawesi Barat, Kalimantan Timur, Kalimantan Barat, Kalimantan Tengah
2	Lampung, DKI Jakarta, Bali, Jawa Timur, Jawa Tengah, Nusa Tenggara Barat, Jawa Barat, Banten, Sumatera Selatan, Sulawesi Selatan
3	Papua Selatan, Papua Barat Daya, Papua Barat, Papua Tengah, Papua Pegunungan

Sumber: data diolah (2025)

Untuk melihat karakteristik dari setiap *cluster* hasil dilakukan perhitungan rata-rata terhadap sembilan variabel kesehatan balita.

Tabel 10 Pusat Cluster Hasil Pengelompokan Ward

Variabel	<i>Cluster 1</i>	<i>Cluster 2</i>	<i>Cluster 3</i>
Neonatal	7.30	8.66	13.74
Imunisasi	4.58	13.32	23.67
Penimbangan	3.93	13.91	8.34
BB Sangat Kurang	0.77	1.49	1.28
BB Kurang	2.73	4.25	1.28
Sangat Pendek	0.45	0.86	0.53
Pendek	3.05	4.07	3.11
Gizi Buruk	0.32	0.28	0.36
Gizi Kurang	1.96	1.65	2.18

Sumber: data diolah (2025)

Hasil pengelompokan menunjukkan bahwa *cluster 1* merupakan klaster baik, ditandai dengan tingginya cakupan layanan dasar seperti kunjungan neonatal, imunisasi, dan penimbangan, serta rendahnya prevalensi masalah gizi, meskipun balita pendek masih perlu perhatian. *cluster 2* tergolong sedang, dengan cakupan layanan yang rendah dan angka stunting yang tinggi, menandakan perlunya intervensi khusus. Sementara itu, *cluster 3* termasuk buruk, dengan kondisi gizi balita yang memprihatinkan, ditunjukkan oleh tingginya angka balita dengan berat badan kurang dan gizi buruk.

Kesimpulan

Penelitian ini mengelompokkan 38 provinsi di Indonesia berdasarkan sembilan indikator kesehatan balita menggunakan lima metode *agglomerative hierarchical clustering*. Dendrogram dipotong menjadi tiga *cluster* dengan mempertimbangkan relevansi substansi dan kebijakan.

Secara umum, setiap metode berhasil memisahkan provinsi ke dalam tiga kategori: baik, sedang, dan buruk. *Cluster* pertama mencerminkan provinsi dengan cakupan layanan kesehatan balita yang tinggi dan prevalensi masalah gizi yang rendah. *Cluster* kedua menunjukkan provinsi dengan cakupan layanan yang masih terbatas dan mulai menghadapi masalah gizi. *Cluster* ketiga menunjukkan kondisi paling memprihatinkan, dengan tingginya prevalensi stunting, gizi buruk, dan berat badan sangat kurang.

Daftar Pustaka

- Boyko, N., & Tkachyk, O. (2023). Hierarchical clustering algorithm for dendrogram construction and cluster counting. *Informatics and mathematical methods in simulation*, 13, 5–15. <https://doi.org/10.15276/imms.v13.no1-2.5>
- Giordani, P., Ferraro, M. B., & Martella, F. (2020). *An Introduction to Clustering with R* (A. Okada, Ed.). Springer. <http://www.springer.com/series/16001>
- Hasibuan, M., Cipta, H., & Dur, S. (2024). Model Based Clustering for Regency/City Grouping Based on Community Welfare Indicators in North Sumatra. *Jurnal Pijar Mipa*, 19, 479–487. <https://doi.org/10.29303/jpm.v19i3.6595>
- Hastuti, R., & Musiana, M. (2024). The Impact of Child Injury Prevention Package (CIPP) on Injury Prevention in Toddler. *Jurnal Kesehatan*, 15, 465–471. <https://doi.org/10.26630/jk.v15i3.4743>
- Hermawati, A., Sembhodo, A., & Panunjul, N. (2024). Application Of Agglomerative Hierarchical Clustering In Grouping Tourism Industry Smes In East Java. *International Conference of Business and Social Sciences*, 70–86. <https://doi.org/10.24034/icobuss.v4i1.481>
- Kemenkes. (2024). *Profil Kesehatan Indonesia 2023*. Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.
- Khudari, Y. (2024). *Demonstration of Hierarchical Agglomerative Clustering using Euclidean Distances on a Network*.
- Kusnandar, V. B. (2022). *Angka Kematian Bayi Neonatal (Usia 0-28 Hari) di 10 Negara ASEAN (2021)*. Databoks.
- Laksono, A., Sukoco, N., Rachmawati, T., & Dwi Wulandari, R. (2022). Factors Related to Stunting Incidence in Toddlers with Working Mothers in Indonesia. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19, 10654. <https://doi.org/10.3390/ijerph191710654>
- Lukman, T., Anwar, F., Riyadi, H., Hardjomidjojo, H., & Martianto, D. (2022). Responsive Prediction Model of Stunting in Toddlers in Indonesia. *Current Research in Nutrition and Food Science Journal*, 10, 302–310. <https://doi.org/10.12944/CRNFSJ.10.1.25>
- Mattjik, A. A., & Sumertajaya, I. M. (2011). *Sidik Peubah Ganda Dengan Menggunakan SAS*. IPB PRESS.
- Musdzalifah, A., Khasanah, U., & Zaidah, N. (2024). Correlation between Nutritional Status and Diarrhea in Toddlers at Slawi Health Center, Tegal, Central Java, Indonesia. *Journal of Maternal and Child Health*, 9, 894–902. <https://doi.org/10.26911/thejmch.2024.09.06.04>
- Oti, E., & Olusola, M. (2024). Overview of Agglomerative Hierarchical Clustering Methods. *British Journal of Computer, Networking and Information Technology*, 7, 14–23. <https://doi.org/10.52589/BJCNIT-CV9POOGW>
- Purnomo, Sutadji, E., Utomo, W., & Purnawirawan, O. (2021). *Analisis Data Multivariat*. Omera Pustaka.

- Tjandrarini, D. H., Dharmayanti, I., Suparmi, & Nainggolan, O. (2019). *Indeks Pembangunan Kesehatan Masyarakat 2018*. Lembaga Penerbit Badan Penelitian dan Pengembangan Kesehatan (LPB).
- Tjut Adek, R., Kesuma Dinata, R., & Ditha, A. (2021). Online Newspaper Clustering in Aceh using the Agglomerative Hierarchical Clustering Method. *International Journal of Engineering, Science and Information Technology*, 2, 70–75. <https://doi.org/10.52088/ijesty.v2i1.206>
- Tokuda, E., Comin, C., & da F. Costa, L. (2021). Revisiting Agglomerative Clustering. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 585, 126433. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2021.126433>
- UNICEF. (2020). *Situasi Anak di Indonesia: Tren, Peluang, dan Tantangan Dalam Memenuhi Hak-Hak Anak*. Unicef Indonesia. www.unicef.or.id
- Wijaya, V., & Putranto, Y. (2024). Analysis Of Online Store Consumer Behaviour With K-Means And Agglomerative Clustering Algorithms. *Proxies : Jurnal Informatika*, 7, 33–59. <https://doi.org/10.24167/proxies.v7i1.12466>
- Wulandari, S. (2023). Clustering Indonesian Provinces on Prevalence of Stunting Toddlers Using Agglomerative Hierarchical Clustering. *Faktor Exacta*, 16. <https://doi.org/10.30998/faktorexacta.v16i2.17186>
- Yusniyanti, A., Virgantari, F., & Faridhan, Y. (2021). Comparison of Average Linkage and K-Means Methods in Clustering Indonesia's Provinces Based on Welfare Indicators. *Journal of Physics: Conference Series*, 1863, 012071. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1863/1/012071>