PPAVI
Conference Proceedings

ANNUAL SERIES
PUBLISHED
DOI

Klasterisasi Profil Status Gizi Balita Berdasarkan Indikator *Z-Score* Menggunakan Algoritma K-Means di Puskesmas Cilongok I, Kabupaten Banyumas

Siti Maskanah[1]

[1] Sistem Informasi, Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Yos Sudarso, Purwokerto, Indonesia

ARTICLE TYPE
Select one type above

CORRESPONDENCE
sitimaskanah515@gmail.com
ORCID:
https://orcid.org/0000-0000-0000-0000

PUBLICATION DETAILS
Received:
Accepted:
Published:

CITATION
IEEE format

COPYRIGHT
© 2026 Authors. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (CC BY).

ABSTRACT

Masalah gizi balita masih menjadi tantangan kesehatan masyarakat; prevalensi *stunting* Indonesia 19,8% pada 2024 masih di atas target nasional 14% pada 2029. Penelitian ini bertujuan mengelompokkan profil status gizi balita berdasarkan tiga *Z-score* (BB/U, TB/U, BB/TB) di Puskesmas Cilongok I, Kabupaten Banyumas. Data sekunder pengukuran balita Juni 2026 sebanyak 3.676 catatan; setelah 8 *outlier* dibuang diperoleh 3.668 data bersih. Ketiga fitur distandardisasi dan dikelompokkan dengan K-Means untuk K = 2–8, dievaluasi dengan *inertia*, Silhouette, Davies-Bouldin, dan Calinski-Harabasz. Kestabilan diuji dengan Adjusted Rand Index (ARI) terhadap variasi *seed*, fitur, dan aturan *outlier*.K = 4 dipilih berdasarkan metrik dan interpretabilitas klinis (Silhouette 0,326; Davies-Bouldin 0,936; Calinski-Harabasz 2.518,2). Klaster 0 (943 balita; 25,7%) bergizi kurang, pendek, dan kurus (risiko tinggi); Klaster 1 (1.090; 29,7%) cenderung pendek; Klaster 2 (952; 26,0%) normal namun berat badan cenderung rendah; Klaster 3 (683; 18,6%) berat badan lebih. ARI sebesar 0,978 pada 20 *seed*, 0,801 pada model dua fitur tanpa BB/U, dan 0,956–0,995 pada variasi aturan *outlier*. K-Means dapat menjadi alat segmentasi profil gizi balita yang stabil sebagai dasar prioritas intervensi, dengan catatan klaster merupakan partisi kontinum, bukan kelompok alami yang terpisah tegas.

KEYWORDS

klasterisasi; K-Means; *Z-score*; status gizi balita; *stunting*; *wasting*

Pendahuluan

Masalah gizi pada balita masih menjadi tantangan serius dalam pembangunan kesehatan masyarakat global. Estimasi gabungan UNICEF/WHO/World Bank Group edisi 2025 menunjukkan bahwa pada tahun 2024 terdapat 150,2 juta anak berusia di bawah lima tahun yang mengalami *stunting* (23,2%), 42,8 juta mengalami *wasting* (6,6%), dan 35,5 juta mengalami *overweight*. *Stunting* memang menurun dari 180,4 juta anak pada tahun 2012, tetapi dunia belum berada di jalur yang tepat untuk mencapai target World Health Assembly 2025 dan Tujuan Pembangunan Berkelanjutan (SDG) 2 pada tahun 2030; target 90 juta anak *stunting* pada 2030 diperkirakan meleset 46,0 juta anak. Hampir semua anak *stunting* hidup di Asia (51%) dan Afrika (43%) [1].

Di Indonesia, Survei Status Gizi Indonesia (SSGI) 2024 mencatat prevalensi *stunting* nasional sebesar 19,8%, turun dari 21,5% pada 2023, dengan prevalensi tertinggi pada kelompok usia 24–35 bulan (24,2%) [2]. Angka ini masih di atas target

nasional 14% pada tahun 2029. Selain *stunting*, *wasting* dan *underweight* juga tetap menjadi perhatian dalam pemantauan status gizi balita.

Stunting merupakan gangguan pertumbuhan kronis yang berdampak jangka panjang terhadap kognisi, produktivitas, dan risiko penyakit degeneratif di masa dewasa. Determinannya bersifat multidimensi, meliputi faktor sosial-ekonomi, sanitasi, akses air minum, imunisasi, dan asupan gizi. Kompleksitas ini menuntut metode yang mampu mengelompokkan balita berdasarkan pola status gizinya, tidak hanya diagnosis individual.

WHO Child Growth Standards merekomendasikan penggunaan *Z-score* untuk menilai status gizi anak, dengan ambang < −2 SD untuk kategori kurang (*stunting*, *wasting*, *underweight*) dan > +2 SD untuk kategori lebih (*overweight*/obesitas). Titik potong ±2 SD ditetapkan untuk penilaian populasi berdasarkan ukuran yang dicapai, yaitu *stunting* dan *wasting* di ujung bawah serta *overweight* di ujung atas distribusi; pada populasi sehat sekitar 2,3% anak berada di bawah maupun di atas titik potong tersebut [3]. *Z-score* juga lebih sesuai digunakan di negara berpenghasilan rendah dan menengah karena memungkinkan perbandingan terhadap standar pertumbuhan internasional tanpa dipengaruhi distribusi persentil yang tidak merata [4].

Penelitian terkait

Penerapan K-Means untuk klasterisasi status gizi balita telah banyak dilakukan, tetapi sebagian besar penelitian masih menyisakan celah.

Hadikurniawati dkk. [5] membandingkan K-Means dan DBSCAN untuk pengelompokan spasial malnutrisi anak di Jawa Tengah. K-Means menghasilkan tiga klaster dengan Silhouette 0,403 dan Davies-Bouldin Index (DBI) 0,785, lebih baik daripada DBSCAN, namun datanya berupa agregat kabupaten/kota sehingga variasi antarindividu tidak tertangkap. Husna dan Riyanto [6] mengelompokkan status gizi balita di Posyandu Kencana, Kota Bekasi, menggunakan usia, berat badan, tinggi badan, dan lingkar kepala; jumlah klaster langsung ditetapkan lima tanpa perhitungan, dan kestabilan terhadap variasi *seed* serta sensitivitas aturan *outlier* tidak diuji.

Fianty dkk. [7] menerapkan K-Means pada empat indeks antropometri (BB/U, TB/U, BB/TB, dan IMT/U) di Puskesmas Kelapa Dua, Tangerang, dan melaporkan hampir 37,3% balita memiliki masalah tinggi atau berat badan abnormal; evaluasi hanya memakai DBI dan tidak ada uji *robustnes* terhadap parameter algoritma. Awaliyah dkk. [8] mengklasterisasi kesehatan gizi bayi dan balita di Kecamatan Deket, Lamongan, dengan atribut *stunting*, *wasting*, dan *underweight* menjadi tiga kategori, tetapi memakai data agregat tingkat kecamatan sehingga segmentasinya bersifat makro. Djaelani dkk. [9] mengklasterisasi status gizi balita di Posyandu Desa Mekar Wangi dan memperoleh DBI optimal 0,164, namun hanya pada K = 2 tanpa menjelajahi jumlah klaster yang lebih besar.

Khairun dkk. [10] mengelompokkan balita rentan *stunting* dan *wasting* dan memperoleh empat klaster optimal, dari kondisi relatif normal hingga rentan malnutrisi akut dan kronis; penentuan K memakai Elbow dan Silhouette tanpa Calinski-Harabasz Index (CHI) dan tanpa uji kestabilan *seed*. Muharram dkk. [11] membandingkan metode Elbow, Silhouette, dan DBI dan menekankan pentingnya pemilihan metode evaluasi, tetapi tidak membahas *robustnes* hasil. Darmayanti dkk. [2] memakai K-Means dengan metode Elbow untuk mendeteksi risiko *stunting* dari data antropometri dan nutrisi individual, tanpa uji *robustnes* terhadap variasi *seed* dan aturan *outlier*.

Pendekatan lain memanfaatkan klasifikasi terawasi. Yulianto dkk. [12] mengembangkan model hibrida *logistic regression* dan *support vector machine* untuk status gizi dan *stunting* fisik balita di Kabupaten Malang (akurasi 94,43%, sensitivitas 92%, spesifisitas 94,38%), dan Hasdyna dkk. [13] mengembangkan pendekatan hibrida untuk klasifikasi, prediksi, dan optimasi klaster prevalensi *stunting* di Aceh. Keduanya berfokus pada prediksi, bukan segmentasi profil gizi. Pendekatan tak terawasi seperti klasterisasi memiliki keunggulan karena tidak memerlukan label yang sering tidak tersedia pada data rutin posyandu. Penelitian lain memanfaatkan K-Means pada data Posyandu dan Puskesmas [14], [15], label *Z-score* WHO untuk klasifikasi status gizi [16], serta aplikasi *Z-score* WHO untuk pemeriksaan status gizi anak [17].

Keterbatasan penelitian sebelumnya dan kebaruan

Dari studi-studi tersebut tampak lima keterbatasan yang konsisten. **Pertama**, kebanyakan hanya memakai satu atau dua indikator *Z-score*, padahal kombinasi BB/U, TB/U, dan BB/TB mengukur tiga dimensi berbeda (*underweight*, *stunting*, *wasting*), dan sebagian memakai data agregat. **Kedua**, evaluasi klaster umumnya hanya memakai satu atau dua metrik internal (terutama DBI dan Silhouette). **Ketiga**, kestabilan klaster terhadap variasi *seed*, pemilihan fitur, dan aturan *outlier*

hampir tidak pernah diuji, padahal K-Means sangat sensitif terhadap inisialisasi *centroid*. **Keempat**, implikasi klinis klaster jarang dibahas, misalnya perbedaan balita pendek yang proporsional dengan balita pendek sekaligus kurus yang memerlukan intervensi berbeda. **Kelima**, proses pembersihan data individual dari posyandu/puskesmas, termasuk jumlah dan alasan pembuangan *outlier*, jarang dilaporkan secara transparan.

Berdasarkan keterbatasan tersebut, penelitian ini menawarkan kebaruan berikut.

1. **Tiga *Z-score* sekaligus dengan evaluasi multimetrik**
   Penelitian ini memakai BB/U, TB/U, dan BB/TB secara simultan dan menilai kualitas klaster dengan empat metrik: *Inertia*/Elbow, Silhouette, DBI, dan CHI, sehingga pemilihan K mempertimbangkan keseimbangan kohesi dan separasi [11].
2. **Uji *robustnes* terhadap tiga sumber variasi**
   Kestabilan diuji terhadap (a) 20 *random seed* yang diukur dengan Adjusted Rand Index (ARI), (b) pemilihan fitur (tiga fitur versus dua fitur tanpa BB/U), dan (c) aturan *outlier* (aturan utama |Z| > 5, batas WHO, dan hanya *placeholder* 999,99). Uji semacam ini belum ditemukan pada penelitian K-Means data gizi balita yang kami telaah.
3. **Transparansi praproses data**
   Jumlah dan alasan pembuangan *outlier* dilaporkan rinci (8 dari 3.676 catatan, atau 0,22%), termasuk nilai *Z-score* ekstrem dan *placeholder* 999,99, demi reproduktibilitas dan keterbandingan antarpenelitian.
4. **Segmentasi klinis yang membedakan *stunting* murni dari *stunting* disertai *wasting***
   Empat profil klinis yang terbentuk memisahkan balita gizi kurang–pendek–kurus (risiko tinggi), cenderung pendek namun proporsional, normal namun cenderung berat rendah, dan berat badan lebih; masing-masing memerlukan strategi intervensi berbeda [10].
5. **Konteks local**
   Data berasal dari Puskesmas Cilongok I, Kabupaten Banyumas, Jawa Tengah, yang belum pernah dianalisis dengan klasterisasi multi-*Z-score*, sehingga dapat memberi gambaran khusus untuk perencanaan intervensi lokal.

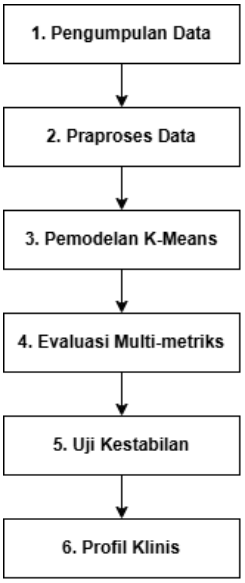
Tujuan penelitian ini adalah:

a) mengelompokkan balita berdasarkan tiga *Z-score* (BB/U, TB/U, BB/TB) menggunakan K-Means di Puskesmas Cilongok I, Kabupaten Banyumas;
b) menentukan jumlah klaster yang paling interpretatif secara klinis dengan mempertimbangkan empat metrik evaluasi internal;
c) mengevaluasi kualitas klaster dengan Silhouette, DBI, dan CHI;
d) menguji kestabilan hasil terhadap variasi *seed*, pemilihan fitur, dan aturan *outlier*; serta
e) memberikan profil klinis tiap klaster sebagai dasar prioritas intervensi gizi.

Metode

Rancangan penelitian

Penelitian ini bersifat kuantitatif berbasis *data mining* terapan dengan pendekatan *unsupervised learning* untuk mengelompokkan profil status gizi balita berdasarkan tiga indikator *Z-score* antropometri. Alur kerja mengadaptasi *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) [16] dengan enam tahap iteratif: (1) pemahaman masalah, yaitu identifikasi dini status gizi balita di Posyandu/Puskesmas dan penetapan sasaran segmentasi klinis; (2) pemahaman data atas atribut antropometri individual balita [15], [16]; (3) persiapan data berupa pembersihan, pembuangan *outlier*, penanganan nilai hilang, dan standardisasi fitur; (4) pemodelan dengan K-Means [6], [14], [15]; (5) evaluasi melalui empat metrik internal dan uji kestabilan; dan (6) pemanfaatan hasil berupa pemetaan profil klinis untuk prioritas intervensi [17]. Alur lengkap ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur penelitian berbasis CRISP-DM

Data dan variabel

Data berupa data sekunder hasil pencatatan dan pengukuran rutin antropometri balita periode Juni

2026 di Puskesmas Cilongok I, Kabupaten Banyumas, Jawa Tengah, sebanyak 3.676 catatan. Berbeda dengan penelitian berbasis agregat wilayah, data ini berbasis catatan individual sehingga mampu menangkap variasi antarindividu [16]. Penelitian ini memakai data sekunder rutin; variabel yang dianalisis hanya indikator antropometri, usia, jenis kelamin, dan desa.

Variabel pembentuk klaster adalah tiga *Z-score* standar WHO yang dianalisis secara simultan [16], [17]: $Z_{BB/U}$ (berat badan menurut umur; indikator *underweight*), $Z_{TB/U}$ (tinggi badan menurut umur; *stunting*), dan $Z_{BB/TB}$ (berat badan menurut tinggi badan; *wasting*). Nilai *Z-score* diambil langsung dari catatan puskesmas. Secara konsep, *Z-score* suatu ukuran dihitung terhadap standar pertumbuhan WHO dengan metode LMS [18]:

$$Z = \begin{cases} \frac{\left(\frac{X}{M}\right)^{L} - 1}{L \cdot S}, & \text{jika } L \neq 0 \\ \frac{\ln\left(\frac{X}{M}\right)}{S}, & \text{jika } L = 0 \end{cases} \quad (1)$$

dengan X ukuran terukur (berat badan atau tinggi badan), serta L, M, dan S berturut-turut parameter kemiringan (*skewness*), median, dan koefisien variasi dari tabel acuan menurut jenis kelamin dan umur (BB/U, TB/U) atau tinggi badan (BB/TB). Variabel usia (bulan), jenis kelamin, desa, serta kategori status gizi resmi menurut Permenkes No. 2 Tahun 2020 [19] tidak digunakan membentuk klaster, melainkan untuk *profiling* dan validasi setelah klaster terbentuk.

Praproses data

Praproses dilakukan secara transparan untuk menjamin validitas dan reproduktibilitas [16], dengan tahapan berikut.

1) Konversi seluruh *Z-score* dan ukuran antropometri ke tipe numerik.
2) *Parsing* usia dari format teks menjadi usia dalam bulan [16].
3) Koreksi satuan berat badan. Nilai berat badan w yang terinput dalam gram ($w > 100$) dikonversi ke kilogram:

$$w' = \begin{cases} \frac{w}{1000}, & \text{jika } w > 100 \\ w, & \text{jika } w \leq 100 \end{cases} \quad (2)$$

4) Pembersihan *outlier* dan nilai hilang. Catatan dibuang bila terdapat nilai hilang pada *Z-score*, nilai *placeholder* tak valid (≥ 999,99), atau nilai ekstrem. Dengan z_{ij} adalah *Z-score* indikator ke-j pada catatan ke-i, catatan dipertahankan hanya bila:

$$|z_{ij}| \leq 5, \text{ untuk } j = 1,2,3 \quad (3)$$

5) Standardisasi fitur. K-Means sensitif terhadap skala atribut karena bertumpu pada jarak Euclidean [14], [15], sehingga ketiga *Z-score* ditransformasi dengan *StandardScaler* (normalisasi *z-score*):

$$x_{ij}' = \frac{x_{ij} - \mu_j}{\sigma_j} \quad (4)$$

$$\mu_j = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_{ij} \quad (5)$$

$$\sigma_j = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(x_{ij} - \mu_j\right)^2} \quad (6)$$

dengan x_{ij} nilai atribut mentah, μ_j rerata, σ_j simpangan baku populasi fitur ke-j, dan n jumlah catatan bersih.

Pemodelan K-Means

K-Means adalah algoritma *unsupervised learning* berbasis partisi nonhierarki yang membagi n objek ke dalam K klaster menurut kedekatan terhadap pusat klaster (*centroid*) [6], [14], [15]. Misalkan $X = \{x_1, \ldots, x_n\}$ adalah himpunan vektor tiga dimensi hasil standardisasi dan c_k *centroid* klaster ke-k. Langkah operasionalnya:

1) Tetapkan jumlah klaster K.
2) Inisialisasi *centroid* awal dengan k-means++ *centroid* pertama dipilih acak, dan *centroid* berikutnya dipilih dengan peluang sebanding dengan kuadrat jarak terhadap *centroid* terdekat yang sudah terpilih:

$$P(x) = \frac{D(x)^2}{\sum_{x' \in X} D(x')^2}, \quad D(x) = \min_k d(x, c_k) \quad (7)$$

3) Hitung jarak Euclidean setiap titik data terhadap seluruh *centroid* [14], [15]:

$$d(x_i, c_k) = \sqrt{\sum_{m=1}^{3}(x_{im} - c_{km})^2} \quad (8)$$

4) Alokasikan setiap data ke klaster dengan *centroid* terdekat. Himpunan anggota klaster ke-k adalah $S_k = \{i \mid \ell_i = k\}$:

$$\ell_i = \arg\min_k d(x_i, c_k) \quad (9)$$

5) Perbarui *centroid* sebagai rerata seluruh anggota klaster:

$$c_k = \frac{1}{|S_k|}\sum_{i \in S_k} x_i \quad (10)$$

6) Ulangi langkah 3–5 sampai konvergen, yaitu posisi *centroid* tidak berubah signifikan. Proses ini meminimalkan jumlah kuadrat galat dalam klaster (*inertia*/SSE):

$$J = \sum_{k=1}^{K}\sum_{i \in S_k}\|x_i - c_k\|^2 \quad (11)$$

Karena hasil K-Means bergantung pada inisialisasi, algoritma dijalankan sebanyak *n_init* = 50 kali dengan inisialisasi berbeda dan dipilih hasil dengan J terkecil, dengan *random_state* = 42 untuk reproduktibilitas. Pemodelan dijalankan untuk K = 2

sampai 8 menggunakan Python dengan pustaka scikit-learn.

Evaluasi klaster dan penentuan K

Kualitas klaster dievaluasi secara simultan dengan empat metrik internal.

1) ***Inertia*/SSE (Elbow)**
   Nilai *J* pada persamaan (11) mengukur kohesi internal klaster; titik "siku" adalah *K* tempat penurunan *J* mulai melandai.

2) **Silhouette**
   Untuk objek *i* pada klaster S_k, dihitung rerata jarak ke anggota klaster sendiri $a(i)$, rerata jarak ke klaster tetangga terdekat $b(i)$, lalu koefisien $s(i)$ dan rerata keseluruhannya:

$$a(i) = \frac{1}{|S_k|-1}\sum_{l\in S_k, l\neq i} d(x_i, x_l) \quad (12)$$

$$b(i) = \min_{h\neq k} \frac{1}{|S_h|}\sum_{l\in S_h} d(x_i, x_l) \quad (13)$$

$$s(i) = \frac{b(i)-a(i)}{\max\{a(i),b(i)\}} \quad (14)$$

$$\overline{S} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} s(i) \quad (15)$$

   Nilai berkisar −1 hingga 1; makin dekat 1 makin baik pemisahannya. Menurut pedoman Kaufman dan Rousseeuw, nilai 0,51–0,70 menandakan struktur yang wajar, sedangkan 0,26–0,50 menandakan struktur lemah yang mungkin bersifat artifisial.

2) **Davies-Bouldin Index (DBI)**
   Dengan dispersi klaster δ_k dan jarak antarcentroid, DBI adalah rerata rasio kemiripan terburuk setiap klaster; makin kecil (mendekati 0) makin baik:

$$\delta_k = \frac{1}{|S_k|}\sum_{i\in S_k}\|x_i - c_k\| \quad (16)$$

$$R_{kh} = \frac{\delta_k+\delta_h}{d(c_k,c_h)} \quad (17)$$

$$\mathrm{DBI} = \frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K}\max_{h\neq k} R_{kh} \quad (18)$$

3) **Calinski-Harabasz Index (CHI)**
   CHI adalah rasio varians antarklaster terhadap varians dalam klaster; makin besar makin baik. Dengan $n_k = |S_k|$ dan $\bar{c}$ rerata seluruh data:

$$B = \sum_{k=1}^{K} n_k\|c_k - \overline{c}\|^2 \quad (19)$$

$$\mathrm{CHI} = \frac{\frac{B}{K-1}}{\frac{J}{n-K}} \quad (20)$$

Nilai *K* final tidak semata-mata ditentukan oleh skor kuantitatif tertinggi, tetapi menimbang keseimbangan antara kohesi–separasi statistik dan kejelasan interpretasi klinis [16].

Uji *robustness*

Untuk memastikan klaster bukan artefak inisialisasi atau parameter praproses, kesesuaian dua partisi diukur dengan Adjusted Rand Index (ARI). Misalkan n_{ij} adalah jumlah objek yang berada di klaster ke-*i* pada partisi *U* dan klaster ke-*j* pada partisi *V*, dengan $a_i = \Sigma_j\, n_{ij}$ dan $b_j = \Sigma_i\, n_{ij}$. Maka:

$$\mathrm{ARI} = \frac{\sum_{i,j}\binom{n_{ij}}{2} - E}{\frac{1}{2}\left[\sum_i\binom{a_i}{2} + \sum_j\binom{b_j}{2}\right] - E} \quad (21)$$

$$E = \frac{\sum_i\binom{a_i}{2}\sum_j\binom{b_j}{2}}{\binom{n}{2}} \quad (22)$$

ARI = 1 berarti dua partisi identik, sedangkan nilai di sekitar 0 berarti kesesuaian setara acak. ARI dihitung pada catatan yang dimiliki bersama oleh kedua skenario yang dibandingkan. Selain ARI, dilaporkan persentase anggota yang sama setelah label klaster diselaraskan:

$$P_{\text{sama}} = \frac{n_{\text{sama}}}{n} \times 100\% \quad (23)$$

Tiga skenario pengujian adalah sebagai berikut.

1) **Sensitivitas *seed***
   K-Means diulang pada 20 *random seed* berbeda (*seed* 100–119) dan setiap hasil dibandingkan dengan solusi utama memakai ARI.

2) **Sensitivitas fitur**
   Solusi tiga fitur ($Z_{BB/U}$, $Z_{TB/U}$, $Z_{BB/TB}$) dibandingkan dengan solusi dua fitur tanpa $Z_{BB/U}$.

3) **Sensitivitas aturan *outlier***
   Aturan utama ($|Z| > 5$) dibandingkan dengan dua aturan alternatif: batas WHO dan penanganan *placeholder* saja (≥ 999,99).

Untuk visualisasi, data tiga dimensi diproyeksikan ke dua komponen utama (PCA); proporsi varians yang dijelaskan dihitung dari nilai eigen λ:

$$\mathrm{EVR} = \frac{\sum_{q=1}^{2}\lambda_q}{\sum_{q=1}^{3}\lambda_q} \quad (24)$$

Profil klinis dan validasi silang

Setelah klaster terbentuk, profil klinis dianalisis dalam dua tahap. Pertama, analisis deskriptif berupa rerata *Z-score* asli (bukan yang distandardisasi) setiap indikator pada tiap klaster untuk mengidentifikasi tingkat kerentanan gizi, misalnya membedakan *stunting* murni dari *stunting* disertai *wasting*:

$$\mu_{kj} = \frac{1}{n_k}\sum_{i\in S_k} z_{ij} \quad (25)$$

Kedua, validasi silang melalui tabulasi silang antara klaster dan kategori status gizi resmi (BB/U, TB/U, BB/TB) menurut standar Kementerian

Kesehatan/WHO [19] untuk memastikan kegunaan klinis klaster dalam pengambilan keputusan di fasilitas kesehatan primer [16], [17].

Hasil

Pembersihan data

Dari 3.676 catatan awal, 8 catatan (0,22%) dibuang sehingga tersisa 3.668 catatan bersih (Tabel 1). Kedelapan catatan tersebut terdiri atas empat catatan dengan $Z_{BB/TB}$ ekstrem (5,55; 5,47; 5,57; dan 6,58), dua catatan dengan nilai *placeholder* 999,99, dan dua catatan dengan $Z_{TB/U}$ di bawah −5.

Tabel 1. Ringkasan pembersihan data

Tahap	Jumlah
Data mentah	3.676
Outlier dibuang	8
Data bersih	**3.668**

Evaluasi jumlah klaster

Metrik evaluasi untuk K = 2 sampai 8 disajikan pada Tabel 2. Silhouette tertinggi terdapat pada K = 2 (0,393), tetapi pembagian itu hanya memisahkan kelompok baik dan bermasalah. Di antara $K \geq 3$, Silhouette tertinggi dicapai pada K = 4 (0,326), dan di antara K = 2–5 DBI terendah juga pada K = 4 (0,936). CHI menurun seiring bertambahnya K (3.031,1 pada K = 2 menjadi 2.296,6 pada K = 8). Pada $K \geq 5$ DBI membaik perlahan (0,948 menjadi 0,874 pada K = 8), pola yang lazim ketika klaster makin kecil dan rapat, sementara Silhouette mendatar di sekitar 0,31–0,32 dan klaster tambahan sulit dibedakan secara klinis. K = 4 dipilih karena lebih kaya secara klinis dan tetap memiliki Silhouette yang wajar.

Tabel 2. Metrik evaluasi internal untuk K = 2–8

K	Silhouette	Davies-Bouldin	Calinski-Harabasz
2	0,393	0,948	3.031,1
3	0,316	1,051	2.566,4
4	**0,326**	**0,936**	**2.518,2**
5	0,324	0,948	2.457,5
6	0,321	0,902	2.430,1
7	0,313	0,882	2.340,9
8	0,314	0,874	2.296,6

Profil klaster

Model final (K = 4, *n_init* = 50, *random_state* = 42) memiliki Silhouette 0,326, DBI 0,936, dan CHI 2.518,2. Profil keempat klaster ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Profil klaster pada K = 4.

Klaster	$Z_{BB/U}$	$Z_{TB/U}$	$Z_{BB/TB}$	n	%
0	−2,12	−2,03	−1,40	943	25,7
1	−0,87	−1,62	0,10	1.090	29,7
2	−0,79	−0,37	−0,85	952	26,0
3	0,70	−0,06	1,04	683	18,6

1. **Klaster 0:** gizi kurang, pendek, dan kurus (risiko tinggi). Ini prioritas utama karena memiliki rerata *Z-score* terendah pada ketiga indikator.
2. **Klaster 1:** cenderung pendek (mendekati batas *stunting*). $Z_{TB/U}$ rendah (−1,62) meskipun $Z_{BB/TB}$ normal (0,10).
3. **Klaster 2:** normal, tetapi berat badan cenderung rendah ($Z_{BB/TB}$ = −0,85).
4. **Klaster 3:** berat badan lebih (risiko gizi lebih), dengan $Z_{BB/TB}$ = +1,04.

Tabulasi silang antara klaster dan kategori status gizi resmi (BB/U, TB/U, BB/TB) menunjukkan bahwa Klaster 0 secara konsisten didominasi balita berkategori “Kurang” pada ketiga indikator, sedangkan Klaster 3 didominasi kategori “Normal” hingga “Lebih”. Hal ini mengonfirmasi bahwa klaster yang terbentuk sejalan dengan penilaian status gizi standar.

Uji kestabilan

Hasil uji kestabilan dirangkum pada Tabel 4. Solusi K-Means relatif stabil terhadap perubahan *seed* (ARI rata-rata 0,978) dan aturan *outlier* (ARI 0,995 untuk batas WHO dan 0,956 untuk hanya *placeholder*). Ketika $Z_{BB/U}$ dikeluarkan, ARI turun menjadi 0,801.

Tabel 4. Ringkasan uji kestabilan

Uji	*Hasil*
Stabilitas 20 *seed*	ARI rata-rata 0,978; minimum 0,954
Dua fitur tanpa $Z_{BB/U}$	ARI 0,801; Silhouette 0,321
Aturan batas WHO	ARI 0,995; anggota sama 99,809%
Hanya *placeholder*	ARI 0,956; anggota sama 98,255%
PCA 2 komponen	99,8% varians

Pembahasan

Struktur klister

Silhouette final 0,326 berada pada rentang lemah menurut pedoman Kaufman dan Rousseeuw [25]. Klaster karenanya lebih tepat dipahami sebagai segmentasi kontinum status gizi, bukan kelompok

alami yang terpisah tegas. Hal ini konsisten dengan sifat *Z-score* balita yang kontinu tanpa batas alami antarkelompok. Dalam konteks ini K-Means berperan sebagai alat segmentasi praktis atas spektrum status gizi, bukan penemu struktur laten. Dua komponen utama menjelaskan 99,8% varians, yang menunjukkan bahwa ketiga indikator sangat berkorelasi dan data pada dasarnya tersebar di sekitar satu bidang berdimensi dua.

Pemilihan K dan makna klinis

K = 2 menghasilkan Silhouette tertinggi tetapi hanya memisahkan kelompok baik dan bermasalah, yang kurang berguna untuk menentukan jenis intervensi. K = 4 membedakan balita gizi kurang–pendek–kurus (Klaster 0) dari balita yang cenderung pendek namun proporsional (Klaster 1, $Z_{BB/TB}$ = 0,10), balita normal dengan berat rendah (Klaster 2), dan balita berat badan lebih (Klaster 3). Pembedaan antara *stunting* tanpa *wasting* dan *stunting* disertai *wasting* ini bernilai klinis karena kebutuhan intervensinya berbeda.

Kestabilan

ARI 0,978 pada 20 *seed* (minimum 0,954) menunjukkan bahwa hasil tidak bergantung pada inisialisasi, dan ARI 0,956–0,995 menunjukkan bahwa hasil tidak ditentukan oleh aturan pembuangan *outlier*. ARI 0,801 pada model dua fitur menandakan bahwa $Z_{BB/U}$ tidak menciptakan struktur baru tetapi ikut menggeser batas antarklaster; ketiga indikator tetap dipertahankan sesuai rancangan penelitian.

Perbandingan dengan penelitian terdahulu

Hadikurniawati dkk. [5] melaporkan Silhouette 0,403 dan DBI 0,785 pada tiga klaster data agregat wilayah; nilai yang lebih rendah pada penelitian ini (0,326 dan 0,936) wajar karena data individual lebih heterogen dan kontinu. Empat klaster pada penelitian ini sejalan dengan temuan Khairun dkk. [10], dengan tambahan evaluasi CHI dan uji kestabilan. Nilai DBI 0,164 pada Djaelani dkk. [9] diperoleh pada K = 2 dengan data dan fitur berbeda sehingga tidak dapat dibandingkan langsung. Pendekatan multimetrik di sini sejalan dengan penekanan Muharram dkk. [11] tentang pentingnya pemilihan metode evaluasi.

Implikasi praktis

Klaster 0 merupakan prioritas intervensi karena menggabungkan gizi kurang, pendek, dan kurus. Profil lain dapat mendukung penyusunan program yang lebih terarah, misalnya pencegahan *stunting* untuk Klaster 1, pemantauan pertumbuhan rutin untuk Klaster 2, dan pencegahan gizi lebih untuk Klaster 3. Klaster dipakai untuk memprioritaskan kelompok sasaran; diagnosis status gizi individu tetap mengacu pada kategori resmi.

Keterbatasan

Pertama, Silhouette yang lemah–sedang menunjukkan klaster tidak terpisah tegas. Kedua, data hanya mencakup satu bulan pengukuran di satu puskesmas sehingga generalisasi terbatas; data longitudinal akan memberi gambaran tren yang lebih lengkap. Ketiga, variabel lain seperti pola makan, sanitasi, dan riwayat imunisasi belum dimasukkan. Keempat, pemilihan K final memuat pertimbangan klinis sehingga tidak sepenuhnya ditentukan metrik.

Kesimpulan

K-Means dapat digunakan untuk mengelompokkan profil status gizi balita berdasarkan *Z-score* BB/U, TB/U, dan BB/TB pada 3.668 catatan balita di Puskesmas Cilongok I. Dengan K = 4, terbentuk empat profil klinis yang bermakna: gizi kurang–pendek–kurus (risiko tinggi), cenderung pendek (mendekati batas *stunting*), normal namun cenderung berat rendah, dan berat badan lebih (risiko gizi lebih). Klaster 0 menjadi prioritas intervensi. Hasilnya stabil terhadap variasi *seed* (ARI 0,978) dan aturan *outlier* (ARI 0,956–0,995). Kontribusi penelitian ini adalah segmentasi multi-*Z-score* pada data individual dengan evaluasi multimetrik, uji kestabilan, dan pelaporan praproses yang transparan, dengan catatan bahwa klaster merupakan partisi kontinum dari spektrum status gizi. Penelitian lanjutan dapat menambahkan variabel pola makan, sanitasi, dan imunisasi serta memakai data longitudinal.

Ucapan Terima Kasih

Penulis menyampaikan terima kasih kepada Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Yos Sudarso yang telah memberikan dukungan fasilitas dan akademik dalam penyelesaian penelitian ini. Penghargaan dan terima kasih secara khusus disampaikan kepada Bapak Adnan Purwanto, S.Kom., M.Kom. atas bimbingan, arahan, dan masukan yang diberikan selama proses ini. Penulis juga menyampaikan apresiasi kepada Puskesmas Cilongok I, Kabupaten Banyumas, atas dukungan dan akses terhadap data sekunder pengukuran antropometri balita yang digunakan sebagai sumber data dalam penelitian ini.

Deklarasi

Pendanaan: Penelitian ini tidak menerima pendanaan eksternal. Biaya pendaftaran konferensi diganti (direimburse) oleh institusi penulis, sedangkan biaya publikasi ditanggung sendiri oleh penulis.

Konflik kepentingan: Penulis menyatakan tidak memiliki konflik kepentingan yang berkaitan dengan pelaksanaan penelitian maupun publikasi artikel ini.

Etika/persetujuan: Penelitian ini menggunakan data sekunder hasil pencatatan pengukuran antropometri balita dari Puskesmas Cilongok I. Penggunaan data dilakukan berdasarkan izin dari pihak terkait. Data yang digunakan untuk analisis telah memperhatikan kerahasiaan identitas subjek penelitian.

Ketersediaan data: Data yang digunakan dalam penelitian ini tidak tersedia secara publik karena merupakan data sekunder dari fasilitas pelayanan kesehatan dan berkaitan dengan informasi individu. Akses terhadap data dapat dipertimbangkan melalui permohonan kepada Puskesmas Cilongok I dengan mengikuti ketentuan dan prosedur yang berlaku.

Kontribusi penulis: Siti Maskanah bertanggung jawab atas konseptualisasi penelitian, pengumpulan dan pengolahan data, metodologi, implementasi algoritma K-Means, analisis hasil, interpretasi temuan, serta penyusunan dan penyuntingan naskah artikel.

References

[1] UNICEF, W. H. Organization, and W. B. Group, “Levels and Trends in Child Malnutrition,” UNICEF; World Health Organization; World Bank Group, 2025.

[2] I. Darmayanti, D. I. S. Saputra, A. B. Wijaya, A. Wijanarko, D. Fortuna, and A. F. Putranto, “K-Means Clustering with Elbow Method for Stunting Risk Detection in Toddlers Using Anthropometric and Nutritional Data,” *J. Inf. Syst. Informatics*, vol. 7, no. 4, pp. 3735–3748, 2025, doi: 10.63158/journalisi.v7i4.1337.

[3] T. R. Fenton, N. Gilbert, S. Elmrayed, C. J. Fenton, and D. L. Boctor, “What Is Normal Growth? Principles, Practicalities and Pitfalls of Growth Assessments in Infants and Children,” *Ann. Nutr. Metab.*, vol. 80, no. Suppl 1, pp. 7–17, 2024, doi: 10.1159/000541226.

[4] V. P. Ramadhan, D. M. Putri, I. D. Laksana, and D. F. I. Munisah, “Analisis Cluster Untuk Pemetaan Status Gizi Balita Puskesmas Lowokwaru Berdasarkan Antropometri,” *J. JTIK (Jurnal Teknol. Inf. dan Komunikasi)*, vol. 9, no. 2, pp. 436–443, 2025, doi: 10.35870/jtik.v9i2.3261.

[5] W. Hadikurniawati, K. D. Hartomo, and I. Sembiring, “Spatial Clustering of Child Malnutrition in Central Java: A Comparative Analysis Using K-Means and DBSCAN,” in *2023 International Conference on Modeling & E-Information Research, Artificial Learning and Digital Applications (ICMERALDA)*, 2023, pp. 242–247. doi: 10.1109/ICMERALDA60125.2023.10458202.

[6] R. Husna and V. Riyanto, “Klasterisasi Status Gizi Balita Menggunakan Algoritma K-Means Melalui Pendekatan Soft System Methodology,” *J. Ticom Technol. Inf. Commun.*, vol. 13, no. 1, pp. 1–9, 2024, doi: 10.70309/ticom.v13i1.120.

[7] M. I. Fianty, M. E. Johan, F. R. Saputri, and F. Rahmah, “Data Mining and Visualization for Toddler Nutrition Monitoring in Community Health Centers,” *J. Syst. Manag. Sci.*, vol. 14, no. 7, pp. 51–72, 2024, doi: 10.33168/jsms.2024.0703.

[8] T. A. Zuraiyah, N. Widanti, Yamato, A. Chairunnas, K. Mauludin, and B. A. Setha, “Classification and Visualization Model of Stunting Zone Distribution Using Artificial Intelligence and Streamlit Approaches,” *Int. J. Informatics Vis.*, vol. 9, no. 5, pp. 2040–2047, 2025, doi: 10.62527/joiv.9.5.3174.

[9] M. Djaelani, U. Hayati, and A. Kesehatan, “Clustering Status Gizi Balita menggunakan Metode K-Means pada Posyandu Desa Mekar Wangi,” *J. Inform. dan Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 6, no. 1, 2024, doi: 10.36499/jinrpl.v6i1.10321.

[10] R. Khairun, B. Purnama, and Sharipuddin, “Penerapan Algoritma K-Means Untuk Klasterisasi Balita Rentan Stunting dan Wasting Berdasarkan Indikator Antropometri,” in *Prosiding Seminar Nasional Ilmu Teknik*, 2025. doi: 10.61132/prosemnasproit.v2i2.155.

[11] A. T. Muharram, R. E. Nalawati, B. Warsuta, I. M. M. Matin, A. Pradiptyas, and M. Natanael, “Comparison of Elbow, Silhouette and DBI Methods for Clustering Nutritional Status of Toddlers Using K-Means Clustering,” in *2024 12th International Conference on Cyber and IT Service Management (CITSM)*, 2024, pp. 1–6. doi: 10.1109/CITSM64103.2024.10775935.

[12] S. A. Yulianto, “Predicting Nutritional and Physical Stunting in Malang District: A Hybrid Model of

Logistic Regression and Support Vector Machine Approaches," *Int. J. Reliab. Qual. E-Healthcare*, vol. 14, no. 1, pp. 1–19, 2025, doi: 10.4018/IJRQEH.395752.

[13] N. Hasdyna, R. K. Dinata, Rahmi, and T. I. Fajri, "Hybrid Machine Learning for Stunting Prevalence: A Novel Comprehensive Approach to Its Classification, Prediction, and Clustering Optimization in Aceh, Indonesia," *Informatics*, vol. 11, no. 4, 2024, doi: 10.3390/informatics11040089.

[14] Y. Eko, Y. O. L. Rema, H. H. Ullu, and B. Baso, "Implementasi Metode K-Means Clustering untuk Menentukan Kondisi Gizi Balita (Studi Kasus : Puskesmas Mamsena)," *J. Tekno Kompak*, vol. 19, no. 1, pp. 163–177, 2024.

[15] I. N. Ajizah *et al.*, "Penerapan Metode K-Means Untuk Klasterisasi Pertumbuhan Fisik Pada Sistem Informasi Posyandu," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 10, no. 5, pp. 8580–8585, 2026.

[16] R. P. Rahmadani, M. Arifin, and F. Nugraha, "Classification of Nutritional Status in Children Under Five Using Machine Learning with WHO-Standard Anthropometric Z-Score Labels," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 6, no. 4, pp. 1919–1929, 2026.

[17] M. S. Zamaa, A. A. Sudirman, R. Muhammad, A. Kaharuddin, S. M. Bahtiar, and R. Mahmud, "Pemeriksaan Status Gizi Anak Menggunakan Antropometri Berbasis Aplikasi Z Score WHO," *Omni Pengabdi. Masy.*, vol. 2, no. 4, pp. 100–106, 2025.

[18] W. H. Organization, "WHO Child Growth Standards: Length/Height-for-Age, Weight-for-Age, Weight-for-Length, Weight-for-Height and Body Mass Index-for-Age: Methods and Development," World Health Organization, 2006.

[19] K. K. R. Indonesia, *Peraturan Menteri Kesehatan Nomor 2 Tahun 2020 tentang Standar Antropometri Anak*. Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, 2020.