

Penerapan Algoritma *K-Medoids* untuk Pengelompokan Provinsi di Indonesia Berdasarkan Status Gizi Anak Balita

Annisatul Nikmah^{1,*}, Choirun Nisa¹, Muhammad Riefky¹

¹ Program Studi Demografi dan Pencatatan Sipil, Universitas Sebelas Maret, Jl. Ir. Sutami No.36, Kota Surakarta, Jawa Tengah, 57126, Indonesia

*Corresponding author: annisatulnikmah@staff.uns.ac.id



P-ISSN: 2986-4178
E-ISSN: 2988-4004

Riwayat Artikel

Dikirim: 28 Desember 2024
Direvisi: 14 Januari 2025
Diterima: 16 Januari 2025

ABSTRAK

Masalah gizi masih menjadi tantangan besar di Indonesia, terutama dalam hal *stunted*, *wasted*, dan *underweight*. Perbaikan status gizi menjadi salah satu fokus utama pembangunan nasional yang tercantum dalam RPJM 2020-2024, dengan target penurunan prevalensi *stunted* hingga 14%. Salah satu pendekatan yang dapat dilakukan adalah mengelompokkan provinsi berdasarkan status gizinya untuk mendukung pengambilan kebijakan yang lebih efektif dalam menekan prevalensi masalah gizi, terutama pada kasus *stunted*. Metode *K-Medoids* digunakan untuk melakukan pengelompokan provinsi berdasarkan indikator gizi, dengan evaluasi jumlah *cluster* terbaik menggunakan indeks validitas *Davies-Bouldin Index* (DBI). Hasil analisis menunjukkan Indonesia terbagi menjadi dua *cluster* utama, yakni *cluster* pertama terdiri dari provinsi dengan status gizi yang kurang baik sebanyak 22 provinsi, sementara *cluster* kedua mencakup provinsi dengan status gizi yang baik sebanyak 12 provinsi. Sehingga pemerintah Indonesia perlu mengadakan edukasi kepada ibu hamil dan keluarga dengan anak balita berupa kampanye pentingnya keseimbangan gizi melalui media massa dan penggalakan pemberian ASI eksklusif selama 6 bulan pertama pada bayi lahir terutama pada provinsi dengan status gizi kurang baik.

Kata Kunci: Balita, *Cluster*, Gizi, *K-Medoids*,

ABSTRACT

Nutrition remains a major challenge in Indonesia, especially in terms of stunted, wasted and underweight. Improving nutritional status is one of the main focuses of national development listed in the 2020-2024 RPJM, with a target of reducing the prevalence of stunted to 14%. One approach is to group provinces based on their nutritional status to support more effective policy making in reducing the prevalence of nutritional problems, especially in stunted cases. The K-Medoids method is used to cluster provinces based on nutrition indicators, with an evaluation of the best number of clusters using the Davies-Bouldin Index (DBI) validity index. The results of the analysis show that Indonesia is divided into two main clusters, the first cluster consists of 22 provinces with poor nutritional status, while the second cluster includes 12 provinces with good nutritional status. Therefore, the Indonesian government needs to educate pregnant women and families with children under five in the form of campaigns on

the importance of nutritional balance through mass media and the promotion of exclusive breastfeeding for the first 6 months of birth, especially in provinces with poor nutritional status.

Keywords: *Baby, Cluster, Nutritions, K-Medoids,*

1. Pendahuluan

Pertumbuhan dan perkembangan manusia dipengaruhi oleh berbagai faktor, salah satunya adalah asupan gizi yang memadai. Gizi buruk atau gizi kurang merupakan fenomena yang lekat pada permasalahan gizi yang dialami oleh kelompok balita yang berdampak pada masalah kesehatan, pertumbuhan hingga perkembangan balita, serta produktivitas di masa dewasa [1]. Oleh karena itu, pemenuhan kebutuhan gizi pada masa balita menjadi hal yang sangat penting untuk diperhatikan. Masalah gizi masih menjadi tantangan utama di Indonesia, terutama dalam konteks kependudukan. Permasalahan ini mencakup kondisi seperti *stunted*, *wasted*, dan *underweight* [2].

Laporan Kementerian Kesehatan Republik Indonesia tahun 2021 menunjukkan bahwa prevalensi *stunted* pada balita mencapai 24,4%, *wasted* 7,1%, dan *underweight* 17%. Angka ini mengindikasikan bahwa kasus *stunted* merupakan yang tertinggi dibandingkan dengan status gizi lainnya [2]. *Stunted* yang merupakan kondisi gangguan pertumbuhan pada anak-anak yang diakibatkan oleh malnutrisi kronis atau infeksi berulang dalam jangka waktu lama, terutama pada 1.000 hari pertama kehidupan (dari masa kehamilan hingga anak berusia dua tahun) [3]. *Stunted* memiliki berbagai dampak negatif, mulai dari gangguan pertumbuhan fisik, penurunan kecerdasan, hingga risiko tinggi terkena penyakit degeneratif seperti diabetes, penyakit kardiovaskular, dan stroke, yang pada akhirnya berujung pada rendahnya produktivitas [4].

Penurunan prevalensi *stunted* menjadi salah satu prioritas dalam pembangunan nasional sebagaimana tercantum dalam RPJM 2020-2024, dengan target menurunkan angka tersebut hingga 14% [5]. Untuk mendukung upaya ini, pengelompokan provinsi berdasarkan status gizi balita dapat dilakukan guna mempermudah pemerintah dalam merancang kebijakan yang lebih terarah menggunakan metode *K-Medoids*.

Metode *K-Medoids* merupakan salah satu pendekatan statistik yang dapat digunakan untuk melakukan pengelompokan tersebut [6]. Metode *K-Medoids* merupakan salah satu pendekatan statistik yang dapat digunakan untuk melakukan pengelompokan tersebut. *K-Medoids* adalah algoritma yang digunakan untuk menentukan medoids sebagai titik pusat dalam sebuah kelompok (cluster). Algoritma ini lebih unggul dibandingkan *K-Means* karena pada *K-Medoids*, kita menemukan k sebagai objek representatif yang meminimalkan jumlah ketidaksamaan antar objek data, sementara *K-Means* menggunakan jarak *euclidean* untuk objek data [7]. *K-Medoids* bekerja dengan mengelompokkan data ke dalam beberapa *cluster* berdasarkan kesamaan karakteristik, menggunakan titik pusat data yang nyata (medoids) [8]. Dengan pendekatan ini, provinsi-provinsi yang memiliki status gizi serupa dapat dikelompokkan ke dalam *cluster* yang sama, sehingga memudahkan pemerintah untuk memfokuskan intervensi sesuai dengan kebutuhan setiap kelompok.

Penggunaan *K-Medoids* memberikan hasil yang dapat membantu mengidentifikasi kelompok provinsi dengan masalah gizi serupa, baik dalam kategori status gizi yang baik maupun buruk. Hasil pengelompokan ini diharapkan dapat mendukung pemerintah dalam mengoptimalkan kebijakan untuk mengatasi permasalahan gizi di Indonesia secara lebih efektif.

2. Metodologi Penelitian

2.1 Sumber Data dan Variabel

Data yang digunakan dalam analisis ini adalah data sekunder yang diambil dari publikasi Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, yakni *Hasil Studi Status Gizi Indonesia (SSGI) Tingkat Nasional, Provinsi, dan Kabupaten/Kota Tahun 2021*. Data yang dianalisis terdiri dari 34 entri, dengan variabel yang mencakup: persentase bayi usia 6-23 bulan yang menerima ASI eksklusif, persentase anak usia 6-59 bulan yang mendapatkan vitamin A, persentase anak usia 12-23 bulan yang telah menerima imunisasi dasar lengkap, persentase anak usia 0-23 bulan yang mengonsumsi makanan beragam, serta persentase balita sakit yang mendapat perawatan di fasilitas pelayanan kesehatan.

2.2 Metode Penelitian

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah *K-Medoids* yang diolah menggunakan *software R-Studio*. Tahapan-tahapan analisis: (1) Melakukan input data. (2) Melakukan analisis deskriptif untuk melihat gambaran variabel. (3) Melakukan pengujian multikolinearitas dan kecukupan data (4) Melakukan analisis menggunakan *K-Medoids*. (5) Menentukan jumlah *cluster* optimum. (5) Visualisasi hasil *cluster* dan interpretasi. (6) Memberikan kesimpulan dan saran.

2.3 K-Medoids

K-Medoids juga dikenal sebagai *Partitioning Around Medoids* (PAM), adalah varian dari metode *K-Means*. Hal ini didasarkan pada penggunaan *medoids* bukan dari pengamatan *mean* yang dimiliki oleh setiap *Cluster*, dengan tujuan mengurangi sensitivitas dari partisi sehubungan dengan nilai ekstrim yang ada dalam dataset [9]. *K-Medoids* digunakan untuk mengatasi kelemahan *K-Means* yang sensitif terhadap *outlier* karena suatu objek dengan suatu nilai yang besar mungkin secara substansial menyimpang dari distribusi data [10].

K-Medoids menggunakan metode pengclusteran partisi untuk mengclusterkan sekumpulan n objek menjadi sejumlah k *cluster*. Algoritma ini menggunakan objek pada kumpulan objek yang mewakili sebuah *cluster*. Objek yang mewakili sebuah *cluster* disebut dengan *medoids*. *Medoids* ditentukan dengan cara memilih objek sejumlah k *cluster*, kemudian melakukan iterasi hingga diperoleh nilai *medoids* terpilih. *Cluster* dibangun dengan menghitung kedekatan yang dimiliki antara *medoids* dengan objek *non medoids* [11], [12], [13]. Jarak antara titik *centroid* dengan setiap titik objek dihitung menggunakan jarak *euclidean* dengan persamaan (1)

$$d_{euc}(x_i, j; c_l, j) = \sqrt{\sum_{j=1}^m (x_{i,j} - c_{l,j})^2} \quad (1)$$

Keterangan :

- i = objek pengamatan
- l = *cluster*, di mana $l=1,2,\dots,k$
- j = variabel yang diamati, di mana $j=1,2,\dots,m$
- $x_{i,j}$ = objek pada pengamatan ke- i pada variabel ke- j
- $c_{l,j}$ = pusat *cluster* (*medoids*) ke- l pada variabel ke- j

Algoritma *K-Medoids* dijelaskan dengan langkah-langkah sebagai berikut [14].

1. Menentukan jumlah k *cluster*
2. Memilih objek sebanyak k secara acak sebagai *medoids*
3. Menghitung jarak *non medoids* dengan *medoids* awal pada semua variabel menggunakan jarak Euclidean berdasarkan Persamaan (1)

4. Tempatkan objek non medoids pada *Cluster* dengan jarak minimum
5. Hitung *total cost* awal
6. Ulangi langkah 2 sampai 5 hingga didapatkan *total cost* baru
7. Hitung selisih antara *total cost* baru dengan *total cost* awal (*S*)
8. Jika $S < 0$ ulangi kembali langkah ke-2 sampai ke-7, namun berhenti jika $S > 0$

2.4 Davies-Bouldin Index

Davies-Bouldin Index merupakan salah satu metode evaluasi internal yang mengukur evaluasi *cluster* pada suatu metode pengelompokan yang didasarkan pada nilai kohesi dan separasi. Dalam suatu pengelompokan, kohesi didefinisikan sebagai jarak antara data dengan pusat *cluster* yang diikuti. Sedangkan separasi didefinisikan sebagai jarak antara pusat suatu *cluster* dengan pusat *cluster* lainnya [15].

Sum of square within (SSW) Cluster merupakan persamaan yang digunakan untuk mengetahui nilai kohesi dalam sebuah *Cluster* ke-*l* yang dihitung menggunakan persamaan (2).

$$SSW_l = \frac{1}{o_l} \sum_{j=1}^m d_{euc}(x_{i,j}; c_{l,j}) \quad (2)$$

Keterangan :

- i* = objek pengamatan
- l* = *cluster*, di mana $l=1,2,\dots,k$
- j* = variabel yang diamati, di mana $j=1,2,\dots,m$
- $x_{i,j}$ = objek pada pengamatan ke-*i* pada variabel ke-*j*
- $c_{l,j}$ = pusat *cluster* (medoids) ke-*l* pada variabel ke-*j*
- $d_{euc}(x_{i,j}; c_{l,j})$ = jarak titik medoids dengan titik non medoids

Sum of Square Between (SSB) cluster merupakan persamaan yang digunakan untuk mengetahui separasi antar *cluster* yang dihitung menggunakan persamaan (3).

$$SSB_{ll}^* = d_{euc}(x_{i,j}; c_{l^*,j}) \quad (3)$$

Keterangan :

- $d_{euc}(x_{i,j}; c_{l^*,j})$ = jarak antar titik medoids ke-*l* pada medoids ke- l^*
- $l=1,2,\dots,k$
- $l^*=1,2,\dots,k$

Setelah nilai kohesi dan separasi diperoleh, kemudian dilakukan pengukuran rasio (R_l) untuk mengetahui nilai perbandingan antara *cluster* ke-*k*. *Cluster* yang baik adalah *cluster* yang memiliki nilai kohesi sekecil mungkin dan separasi yang sebesar mungkin. Nilai rasio dihitung menggunakan persamaan (4).

$$R_{ll}^* = \frac{\sum_{l=1}^k SSW_l}{SSB_{ll}^*} \quad (4)$$

Nilai rasio yang diperoleh tersebut digunakan untuk mencari nilai *Davies-Bouldin Index (DBI)* berdasarkan persamaan (5).

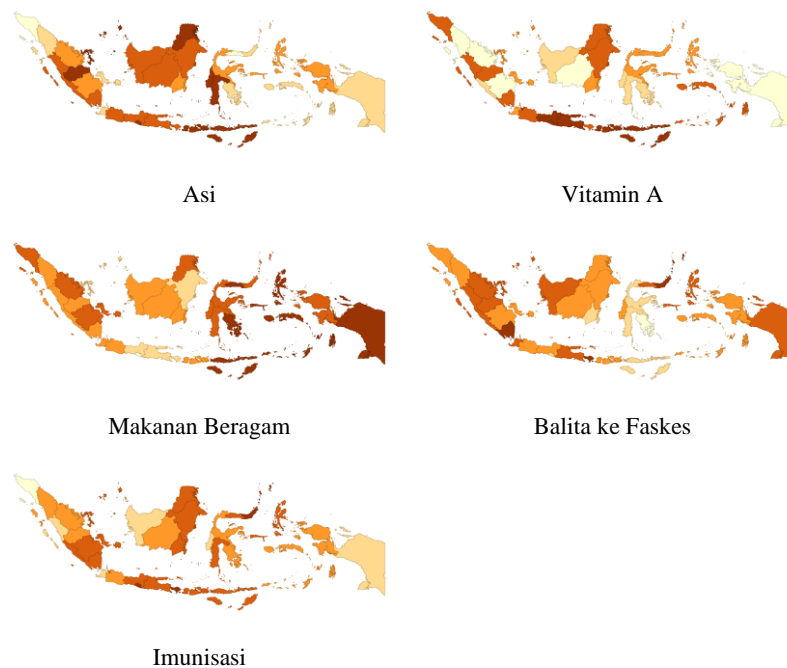
$$DBI = \frac{A_l}{k} \quad (5)$$

$$A_l = \max(R_{ll}^*)$$

Dari persamaan tersebut, k merupakan jumlah *cluster* yang digunakan. Semakin kecil nilai DBI yang diperoleh (non negatif ≥ 0), maka semakin baik *cluster* yang diperoleh dari hasil pengelompokan [15].

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Karakteristik Data



Gambar 1 Karakteristik Data

Gambar 1 menggambarkan karakteristik data dari lima variabel, yaitu proporsi bayi usia 6-23 bulan yang mendapatkan ASI eksklusif, proporsi anak usia 6-59 bulan yang menerima vitamin A, proporsi anak usia 12-23 bulan yang telah mendapatkan imunisasi dasar lengkap, proporsi anak usia 0-23 bulan yang mengonsumsi makanan beragam, serta proporsi balita sakit yang memperoleh perawatan di fasilitas kesehatan. Warna yang lebih gelap pada visualisasi mencerminkan nilai proporsi yang lebih tinggi untuk setiap variabel.

Hasil visualisasi pada Gambar 1 menunjukkan bahwa banyak provinsi di Indonesia masih menghadapi tantangan dalam pencapaian status gizi yang memadai. Hal ini terlihat dari dominasi warna yang lebih terang pada beberapa wilayah, yang mengindikasikan pencapaian yang masih rendah, terutama dalam hal pemberian vitamin A, akses ke fasilitas kesehatan, dan cakupan imunisasi dasar.

Sebagian besar provinsi yang memiliki capaian status gizi rendah terletak di luar Pulau Jawa, khususnya di kawasan timur Indonesia. Sementara itu, capaian pemberian ASI eksklusif di mayoritas provinsi sudah tergolong baik. Namun, beberapa provinsi seperti Papua di Indonesia timur dan Aceh di Indonesia barat masih memerlukan perhatian lebih dalam hal ini.

3.2 Pemeriksaan Multikolinearitas dan KMO

Tabel 1 menunjukkan hasil pengujian kecukupan data, diperoleh nilai KMO sebesar 0,72. Nilai KMO tersebut lebih besar dari 0,5. Maka dapat disimpulkan bahwa jumlah data yang digunakan dalam penelitian ini telah cukup.

Berdasarkan Tabel 1 didapatkan hasil bahwa nilai VIF semua variabel yang digunakan dalam penelitian kurang dari 10. Maka dapat disimpulkan bahwa tidak terjadi multikolinearitas pada data yang diteliti dan dapat dilanjutkan ke analisis selanjutnya.

Tabel 1 VIF dan KMO

Variabel	VIF	KMO
X1	1,510	
X2	1,430	
X3	1,268	0,72
X4	1,618	
X5	1,090	

3.2 Analisis K-Medoids

3.2.1 Cluster Center

Cluster center menunjukkan *medoids* awal untuk tiap variabel dalam sebuah *Cluster*.

Tabel 2 Cluster Centroid

Variabel	Cluster	
	1	2
Asi(X ₁)	46,3	56,2
Vitamin (X ₂)	75,9	88,7
Imunisasi (X ₃)	59,7	76,8
Makanan Beragam (X ₄)	60,9	42,7
Balita ke Faskes (X ₅)	88,6	96
Jumlah Anggota Cluster	22	12

Tabel 2 Menunjukkan banyaknya *Cluster* yang terbentuk sebanyak 2 *Cluster* dengan pusat *Cluster* atau *medoids* pada *Cluster* 1 yaitu Provinsi Sulawesi Tengah dengan rincian proporsi untuk masing-masing variabel adalah (Asi sebesar 46,3; Vitamin sebesar 75,9; Imunisasi sebesar 59,7; Makanan Beragam sebesar 60,9; Balita ke Faskes sebesar 88,6). *Medoids* pada *Cluster* 2 adalah Provinsi Jawa Timur dengan rincian proporsi untuk masing-masing variabel adalah (Asi sebesar 56,2; Vitamin sebesar 88,7; Imunisasi sebesar 76,8; Makanan Beragam sebesar 42,7; Balita ke Faskes sebesar 96). Jumlah anggota *Cluster* 1 adalah sebanyak 22 provinsi dan *Cluster* 2 sebanyak 12 provinsi.

3.3 Davies-Bouldin Index (DBI)

Davies-Bouldin Index (DBI) merupakan evaluasi internal yang digunakan untuk menentukan jumlah *Cluster* paling optimal dalam proses pengelompokan menggunakan *K-Medoids*.

Tabel 3 Menunjukkan nilai *Davies-Bouldin Index* (DBI) dengan menggunakan 2 sampai 5 *Cluster* di dapatkan nilai DBI yang positif dan paling kecil adalah pada 2 *Cluster* yaitu sebesar 1,254238. Sehingga jumlah *Cluster* optimum untuk pengelompokan provinsi di Indonesia dengan status gizi anak balita adalah sebanyak 2 *Cluster*.

Tabel 3 Davies-Bouldin Index (DBI)

Jumlah Cluster	DBI
2	1,254238
3	1,479444
4	1,519848
5	1,391238

3.4 Hasil Pengelompokan



Gambar 2 Peta Hasil Pengelompokan

Gambar 2 menunjukkan Provinsi dengan warna biru gelap merupakan provinsi yang masuk dalam *Cluster* kedua sedangkan provinsi berwarna biru terang termasuk dalam *Cluster* pertama. Didapatkan informasi bahwa mayoritas provinsi yang memiliki capaian status gizi di atas capaian nasional atau yang termasuk *Cluster 2* adalah provinsi yang berada di Pulau Jawa dan Bali. Hanya ada beberapa provinsi di luar Pulau Jawa yang memiliki capaian status gizi di atas capaian nasional. Bahkan di Pulau Papua, tidak ada yang masuk dalam *Cluster 2*. Hal tersebut mengindikasikan bahwa status gizi balita di Indonesia belum merata dan hanya terfokus pada daerah yang dekat dengan Ibukota. Tabel keanggotaan *Cluster* ditunjukkan pada Tabel 4 di mana *Cluster 1* sebanyak 22 Provinsi dan *Cluster 2* sebanyak 12 Provinsi.

Tabel 4 Keanggotaan Masing-masing *Cluster*

<i>Cluster 1</i>		<i>Cluster 2</i>	
Aceh	Kalimantan Selatan	Jambi	Kalimantan Utara
Sumatera Utara	Sulawesi Utara	Bengkulu	
Sumatera Barat	Sulawesi Tengah	Lampung	
Riau	Sulawesi Selatan	Kep.Riau	
Sumatera Selatan	Sulawesi Tenggara	Dki Jakarta	
Kep. Bangka Belitung	Gorontalo	Jawa Tengah	
Jawa Barat	Sulawesi Barat	Di Yogyakarta	
Banten	Maluku	Jawa Timur	
Nusa Tenggara Timur	Maluku Utara	Bali	
Kalimantan Barat	Papua Barat	Nusa Tenggara Barat	
Kalimantan Tengah	Papua	Kalimantan Timur	

4. Kesimpulan

Berbagai permasalahan yang terjadi di Indonesia cenderung mengarah kepada ruang lingkup kesehatan dengan mengelompokkan berbagai titik Provinsi dengan menggunakan metode algoritma pengelompokkan. Hal ini merujuk pada peristiwa balita *stunting* di Indonesia tahun 2015-2018 yang pernah ditemukan oleh penelitian terdahulu yaitu Halimatusakdiah Pohan, Muhammad Zarlis, Eka Irawan, Harly Okprana, dan Yuegilion Pranayama Purba dengan mengelompokkan 34 Provinsi di Indonesia dengan terbentuk hasil pengelompokkan dengan *K-medoids* yaitu dua *cluster* yang dikategorikan sebagai *cluster 1* (*cluster* dengan balita *stunting* tertinggi) sebanyak 28 Provinsi dan *cluster 2* (*cluster* dengan balita *stunting* terendah) sebanyak 6 Provinsi [16]. Selain itu Silvy, Aina Salsabila, Tatik Widiaridh, dan Sudarto juga melakukan penelitian tentang pengelompokkan empat faktor utama penyebab *stunting* terhadap 34 Provinsi di Indonesia tahun 2018 dengan menggunakan metode *K-Harmonic Means Clustering* dengan terbentuk hasil

pengelompokan yaitu tiga *cluster* yang dikategorikan sebagai *cluster* 1 (faktor utama yang paling menonjol yaitu persentase pemberian Air Susu Ibu (ASI) Eksklusif) sebanyak 12 Provinsi, *cluster* 2 (faktor utama yang paling menonjol yaitu persentase Bayi Berat Lahir Rendah (BBLR) ≤ 2500 gram lahir dengan selamat) sebanyak 15 Provinsi, dan *cluster* 3 (faktor utama yang paling menonjol yaitu persentase Bayi Berat Lahir Rendah (BBLR) ≤ 2500 gram lahir dengan selamat dan persentase rumah tangga yang tidak memiliki fasilitas sanitasi yang layak) sebanyak 7 Provinsi [17]. Penelitian terdahulu yaitu Fina Raudhotul Janah, Rudi Kurniawan, dan Tati Suprpti juga menemukan topik status gizi pada balita menggunakan dataset yang berasal dari Puskesmas Karangsembung untuk mengelompokkan dataset status gizi balita yang terbentuk menggunakan metode *K-means Clustering* dengan evaluasi penentuan *cluster* terbaik yaitu Davies-Bouldin Index sebanyak lima *cluster* yang dikategorikan sebagai *cluster* 1 (rata-rata balita berjenis kelamin laki-laki dengan tinggi badan 72,72 cm dan berat badan 8,53 kg) sebanyak 41 balita, *cluster* 2 (rata-rata balita berjenis kelamin laki-laki dengan tinggi badan 87,57 cm dan berat badan 11,49 kg) sebanyak 83 balita, *cluster* 3 (rata-rata balita berjenis kelamin perempuan dengan tinggi badan 96,94 cm dan berat badan 13,69 kg) sebanyak 82 balita, *cluster* 4 (rata-rata balita berjenis kelamin perempuan dengan tinggi badan 72,72 cm dan berat badan 8,53 kg) sebanyak 70 balita, dan *cluster* 5 (rata-rata balita berjenis kelamin perempuan dengan tinggi badan 77,08 cm dan berat badan 9,25 kg) sebanyak 56 balita [18].

Tiga penelitian terdahulu yang telah dijelaskan bahwa jika penelitian ini dapat diterapkan pada status gizi balita dengan ruang lingkup di Indonesia tahun 2021 yang dikelompokkan pada 34 Provinsi di Indonesia dengan *K-medoids*, maka diperoleh hasil pengelompokan provinsi di Indonesia berdasarkan status gizi balita menggunakan metode *K-Medoids* menghasilkan dua *cluster* optimal yang ditentukan melalui evaluasi indeks Davies-Bouldin (DBI). Berdasarkan analisis karakteristik masing-masing *cluster*, ditemukan bahwa *Cluster* 2 memiliki status gizi balita yang lebih baik, dengan rata-rata capaian indikator di atas nilai nasional. Sementara itu, *Cluster* 1 mencakup provinsi dengan status gizi yang masih perlu perhatian lebih. Sehingga saran dan rekomendasi berdasarkan hasil penelitian ini yakni pemerintah perlu melakukan edukasi kepada masyarakat di Indonesia terutama pada ibu hamil dan keluarga dengan anak balita berupa kampanye pentingnya keseimbangan gizi melalui media massa dan penggalakan pemberian ASI eksklusif selama 6 bulan pertama pada bayi lahir terutama pada provinsi dengan status gizi kurang baik. Sehingga saran dan rekomendasi kepada pemerintah di Indonesia terkait hasil penelitian ini adalah perlu diadakannya edukasi kepada masyarakat di Indonesia terutama pada ibu hamil dan keluarga dengan anak balita berupa kampanye pentingnya keseimbangan gizi melalui media massa dan penggalakan pemberian ASI eksklusif selama 6 bulan pertama pada bayi lahir.

5. Daftar Pustaka

- [1] M. Muhammad, A. Mahmudi, and K. Auliasari, "Perbandingan Metode K-Means dan K-Medoids Untuk Klasifikasi Status Gizi Anak," *J. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 4, pp. 2122–2129, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i4.7403.
- [2] Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, *Studi Kasus Gizi Indonesia*. Jakarta: Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, 2021.
- [3] L. O. Alifariki, *Gizi Anak dan Stunting*. Yogyakarta: Fawwaz Mediacipta, 2020.
- [4] UNICEF, *Ringkasan Kajian Gizi Ibu dan Anak*, UNICEF Ind. Jakarta, 2012.
- [5] Bappenas, *Rencana Pembangunan Jangka Menengah Nasional (RPJMN)*. Jakarta: Badan Perencanaan Pembangunan Nasional, 2019.
- [6] A. A. D. Sulistyawati and M. Sadikin, "SISTEMASI: Jurnal Sistem Informasi Penerapan

- Algoritma K-Medoids untuk Menentukan Segmentasi Pelanggan,” *Sist. J. Sist. Inf.*, vol. 10, no. 3, pp. 516–526, 2021, doi: 10.32520/stmsi.v10i3.1332.
- [7] P. Arora, Deepali, and S. Varshney, “Analysis of K-Means and K-Medoids Algorithm for Big Data,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 78, pp. 507–512, 2016, doi: 10.1016/j.procs.2016.02.095.
- [8] W. S. Akbar, R. Yotenka, and R. Fajriyah, “Aplikasi K-Medoid dalam Regenerasi Pemain Sepak Bola,” *Statistika*, vol. 24, no. 2, pp. 225–240, 2024, doi: 10.29313/statistika.v24i2.4611.
- [9] C. Vercellis, *Business Intelligence: Data Mining and Optimization for Decision Making*. Cornwall: Wiley, 2009. [Online]. Available: 10.1002/9780470753866
- [10] W. A. Triyanto, “Algoritma K-Medoids Untuk Penentuan Strategi Pemasaran Produk,” *SIMETRIS J. Tek. Mesin, Elektro dan Ilmu Komput.*, vol. 6, no. 1, pp. 183–188, 2015, doi: 10.24176/simet.v6i1.254.
- [11] A. W. Setiyawati, “IMPLEMENTASI ALGORITMA PARTITIONING AROUND MEDOIDS (PAM) UNTUK PENGELOMPOKAN SEKOLAH MENENGAH ATAS DI DIY BERDASARKAN NILAI DAYA SERAP UJIAN NASIONAL,” Universitas Sanata Dharma, 2017.
- [12] D. Marlina, N. F. Putri, A. Fernando, and A. Ramadhan, “Implementasi Algoritma K-Medoids dan K-Means untuk Pengelompokan Wilayah Sebaran Cacat pada Anak,” *J. CoreIT J. Has. Penelit. Ilmu Komput. dan Teknol. Inf.*, vol. 4, no. 2, pp. 64–71, 2018, doi: 10.24014/coreit.v4i2.4498.
- [13] A. W. Setyawati, *Implementasi Algoritma Partitioning Around Medoid (PAM) untuk Pengelompokan Sekolah Menengah Atas di DIY Berdasarkan Nilai Daya Serap Ujian Nasional*. Yogyakarta: Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Sanata Darma, 2017.
- [14] S. Agarwal, “Data Mining: Data Mining Concepts and Techniques,” in *2013 International Conference on Machine Intelligence and Research Advancement*, 2006.
- [15] C. Sundar, M. Chitradevi, and G. Geetharamani, “An Analysis on the Performance of K-Means Clustering Algorithm for Cardiotocogram Data Clustering,” *Int. J. Comput. Sci. Appl.*, vol. 2, no. 5, pp. 11–20, 2012, doi: 10.5121/ijcsa.2012.2502.
- [16] H. Pohan, M. Zarlis, E. Irawan, H. Okprana, and Y. Pranayama, “Penerapan Algoritma K-Medoids dalam Pengelompokan Balita Stunting di Indonesia,” *JUKI J. Komput. dan Inform.*, vol. 3, no. 2, pp. 97–104, 2021, doi: 10.53842/juki.v3i2.69.
- [17] S. A. Salsabila, T. Widiariyah, and S. Sudarno, “METODE K-HARMONIC MEANS CLUSTERING DENGAN VALIDASI SILHOUETTE COEFFICIENT (Studi Kasus : Empat Faktor Utama Penyebab Stunting 34 Provinsi di Indonesia Tahun 2018),” *J. Gaussian*, vol. 11, no. 1, pp. 11–20, 2022, doi: 10.14710/j.gauss.v11i1.34003.
- [18] F. Raudotul Janah, R. Kurniawan, and T. Suprapti, “Analisis Dataset Status Gizi Pada Balita Menggunakan Algoritma K-Means Clustering,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 6, pp. 3602–3609, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i6.8220.