**KLASIFIKASI GIZI**

***Abstrak***

*Malnutrisi pada balita memiliki dampak jangka panjang terhadap pertumbuhan fisik dan mental. Efeknya mencakup terhambatnya pertumbuhan tulang, tinggi badan, hingga kemampuan belajar berjalan dan berbicara. Di Indonesia, stunting mencapai 27.7%, mencerminkan tingginya masalah gizi buruk. Pencatatan dan pengelompokan gizi balita menjadi penting untuk menangani masalah ini. Algoritma machine learning, seperti K-Means, digunakan untuk mengelompokkan gizi balita berdasarkan berat badan, tinggi badan, dan lingkar kepala. Hasilnya menunjukkan kelompok dengan gizi buruk (27,59%), gizi kurang (3,45%), gizi baik (20,69%), gizi lebih (27,59%), dan obesitas (20,69%). Penerapan teknologi ini memberikan gambaran yang lebih akurat dan terukur untuk penanganan dan pencegahan malnutrisi pada balita.*

***Kata kunci****—Balita, Clustering, K-Means, Malnutrisi, Machine Learning.*

**PENDAHULUAN**

Malnutrisi atau kekurangan gizi merupakan permasalahan serius yang menimpa berbagai kelompok usia, mulai dari bayi, anak-anak, hingga orang lanjut usia. Dampak malnutrisi tidak hanya membatasi diri pada aspek kesehatan fisik, tetapi juga memberikan dampak yang signifikan terhadap pertumbuhan dan perkembangan anak. Misalnya, terhambatnya pertumbuhan fisik dan mental pada balita, seperti pertumbuhan tulang dan tinggi badan yang tidak optimal, menjadi konsekuensi langsung dari kekurangan gizi (Sulastri, 2021).

Selain itu, dampaknya mencakup kendala dalam perkembangan keterampilan dasar, seperti belajar berjalan dan berbicara pada balita. Malnutrisi juga dapat menyebabkan cacat, meningkatkan angka kesakitan, dan dalam kasus yang lebih ekstrem, dapat berujung pada kematian. Tidak hanya itu, dampak malnutrisi ternyata juga merambah ke bidang kognitif, terbukti dengan skor IQ atlet yang cenderung lebih rendah dibandingkan dengan atlet yang mendapatkan nutrisi yang cukup. Oleh karena itu, penanganan dan pencegahan malnutrisi menjadi krusial untuk memastikan pertumbuhan dan perkembangan optimal pada setiap tahap kehidupan (Hutnaleontina, 2023).

Berdasarkan Data Survei Status Gizi Balita Indonesia (SSGBI) tahun 2019, prevalensi stunting atau gangguan pertumbuhan anak akibat gizi buruk mencapai angka yang mengkhawatirkan, yakni sebesar 27.7%. Angka ini jauh melampaui ambang batas yang ditetapkan oleh Organisasi Kesehatan Dunia (WHO) sebesar 20%, menunjukkan bahwa permasalahan gizi buruk di Indonesia masih menghadapi tantangan serius. Terlebih lagi, ketika kita melihat pada tingkat lokal, seperti di Kota Tasikmalaya, angka stunting mencapai 5.290 balita. Angka yang cukup tinggi ini menjadi panggilan penting bagi berbagai pihak terkait untuk melakukan pemantauan terus-menerus terhadap pertumbuhan dan status gizi balita. Dengan pemantauan yang cermat, diharapkan dapat diambil langkah-langkah konkret untuk mengurangi tingkat malnutrisi dan meningkatkan kesehatan anak-anak di Indonesia, khususnya di wilayah Kota Tasikmalaya (ASTUTI, 2023).

Salah satu langkah konkret pemerintah dalam menangani masalah gizi buruk pada balita adalah melalui kegiatan posyandu. Program posyandu ini merangkul berbagai aspek pelayanan kesehatan bagi anak-anak, dengan fokus pada pencegahan dan penanganan gizi buruk. Kegiatan posyandu melibatkan pemberian imunisasi, konsultasi kesehatan khususnya untuk bayi dan balita, serta pelaksanaan kegiatan administratif seperti pencatatan berat badan dan tinggi badan. Data ini kemudian terekam dalam Kartu Menuju Sehat (KMS), menjadi suatu dokumen penting yang mencatat perkembangan kesehatan balita secara berkala (Alif, 2023).

Dengan hasil pencatatan tersebut, pemerintah memiliki landasan untuk mengolah data dan melakukan pengelompokan gizi pada balita. Informasi ini menjadi dasar untuk mengidentifikasi anak-anak yang berisiko mengalami malnutrisi, sehingga upaya penanganan dan pencegahan dapat diarahkan secara lebih tepat dan efektif. Melalui kegiatan posyandu, pemerintah mengambil langkah proaktif untuk meminimalisir dampak gizi buruk pada balita dan menciptakan generasi yang lebih sehat dan kuat.

Pengelompokan status gizi balita dapat ditingkatkan melalui penerapan teknologi data mining, yang memanfaatkan algoritma machine learning untuk mengelompokkan data berdasarkan pengetahuan dan pola data yang teridentifikasi. Pendekatan ini memungkinkan ekstraksi informasi yang bermanfaat dari kumpulan data yang besar. Penggunaan algoritma clustering dalam data mining memungkinkan identifikasi dan ekstraksi pola-pola kemiripan di antara data-data tersebut, yang nantinya dikelompokkan ke dalam sejumlah cluster (Romadhona, 2022).

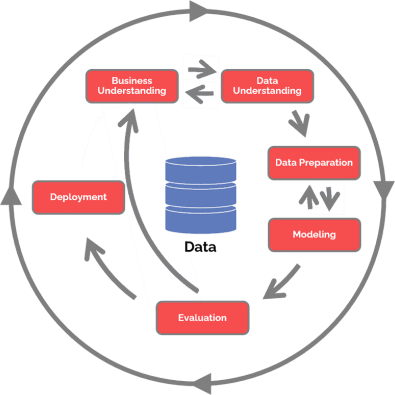
Salah satu algoritma clustering yang dapat diterapkan dalam konteks ini adalah K-Means clustering. Algoritma ini memungkinkan pembentukan kelompok berdasarkan jumlah cluster yang telah ditentukan sebelumnya. Dengan demikian, implementasi data mining dapat memberikan wawasan mendalam tentang status gizi balita, memungkinkan pengambilan keputusan yang lebih cerdas dalam upaya pencegahan dan penanganan malnutrisi pada tingkat yang lebih personal dan efektif (ASMAUL, 2020).

K-Means, sebagai algoritma partitional clustering yang dikenal karena kesederhanaan dan efisiensinya, telah menjadi elemen penting dalam bidang data mining. Algoritma ini termasuk dalam kategori pengelompokan interaktif, di mana data dipartisi ke dalam sejumlah K cluster yang telah ditetapkan sebelumnya. Penelitian ini merinci implementasi K-Means dalam pengelompokan status gizi balita, dengan parameter yang digunakan melibatkan variabel berat badan, tinggi badan, dan lingkar kepala (Kurnia, 2023).

Metode K-Means digunakan untuk mengkategorikan data balita ke dalam kelompok sesuai dengan karakteristik tersebut. Sebagai langkah evaluasi, tingkat akurasi dari hasil pengelompokan menggunakan K-Means diukur, memberikan gambaran tentang sejauh mana metode ini dapat mengidentifikasi status gizi balita secara tepat sesuai dengan kriteria yang telah ditetapkan. Dengan pendekatan ini, penelitian ini berkontribusi pada pemahaman yang lebih mendalam tentang kondisi gizi balita melalui penerapan teknik data mining yang dapat memberikan hasil pengelompokan yang lebih akurat dan terukur (Narulita, 2023).

**METODE PENELITIAN**

Penelitian ini mengadopsi pendekatan CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining) yang terdiri dari enam fase utama. Dimulai dengan Fase Pemahaman Bisnis (Business Understanding), penelitian mendalami tujuan dan kebutuhan bisnis yang ingin dicapai. Sementara itu, Fase Pemahaman Data (Data Understanding Phase) melibatkan eksplorasi data untuk mendapatkan pemahaman yang lebih baik terhadap konteks penelitian. Fase Persiapan Data (Data Preparation Phase) berfokus pada pengolahan dan pembersihan data agar dapat diolah dengan baik. Selanjutnya, Fase Pemodelan (Modeling Phase) melibatkan pengaplikasian algoritma machine learning untuk pembentukan model prediktif. Evaluasi model dilakukan pada Fase Evaluasi (Evaluation Phase) untuk menilai kinerja dan akurasi model yang telah dibangun. Terakhir, Fase Penyebaran (Deployment Phase) melibatkan implementasi model yang telah dievaluasi ke dalam lingkungan operasional. Dengan mengikuti tahapan CRISP-DM, penelitian ini memastikan pendekatan sistematis dalam pengembangan dan implementasi solusi berbasis data (Lestari, 2023).

 Tahapan dari CRISP- DM dapat dilihat pada Gambar 1.

Gambar 1. Fase CRISP-DM

**HASIL DAN PEMBAHASAN**

Dalam penelitian ini, pengelompokan status gizi balita dilakukan berdasarkan data yang terkumpul dari POSYANDU Taman Sehat Bandung. Metode penelitian menggunakan data primer dengan responden yang merupakan balita di bawah usia 60 bulan. Pengelompokan status gizi balita dilakukan berdasarkan tiga parameter utama, yaitu tinggi badan balita (TB), berat badan balita (BB), dan lingkar kepala (LK). Jumlah data yang digunakan sebanyak 29 data balita, yang sebelumnya telah melalui proses normalisasi data untuk mengurangi perbedaan besaran angka antara ketiga variabel tersebut. Proses ini bertujuan untuk menghasilkan data balita yang konsisten sesuai dengan kerangka Tabel 1. Dengan menggunakan pendekatan ini, penelitian berusaha memberikan gambaran yang lebih akurat dan terukur terkait dengan status gizi balita dalam lingkungan tersebut.

Tabel 1. Data Balita Posyandu Taman Sehat, Bandung

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Parameter | | | | | | |
| Balita | BB (Kg) | Normalisasi | TB (cm) | Normalisasi | LK (cm) | Normalisasi |
| Balita-'1 | 13,00 | 0,59 | 98,00 | 0,49 | 50,00 | 0,71 |
| Balita-'2 | 11,00 | 0,46 | 85,00 | 0,35 | 47,00 | 0,53 |
| Balita-'3 | 8,50 | 0,29 | 70,00 | 0,18 | 44,00 | 0,35 |
| Balita-'4 | 10,60 | 0,43 | 81,00 | 0,30 | 49,00 | 0,65 |
| Balita-'5 | 15,00 | 0,73 | 90,00 | 0,40 | 55,00 | 1,00 |
| Balita-'6 | 14,20 | 0,68 | 105,00 | 0,57 | 52,00 | 0,82 |
| Balita-'7 | 6,20 | 0,14 | 67,40 | 0,16 | 40,00 | 0,12 |
| Balita-'8 | 6,70 | 0,17 | 62,00 | 0,10 | 39,00 | 0,06 |
| Balita-'9 | 19,00 | 1,00 | 120,00 | 0,73 | 50,00 | 0,71 |
| Balita-'10 | 14,00 | 0,66 | 99,00 | 0,50 | 55,00 | 1,00 |
| Balita-'11 | 9,00 | 0,32 | 76,00 | 0,25 | 50,00 | 0,71 |
| Balita-'12 | 14,00 | 0,66 | 145,00 | 1,00 | 50,00 | 0,71 |
| Balita-'13 | 10,00 | 0,39 | 79,00 | 0,28 | 49,00 | 0,65 |
| Balita-'14 | 12,00 | 0,53 | 92,00 | 0,42 | 45,00 | 0,41 |
| Balita-'15 | 15,00 | 0,73 | 95,00 | 0,46 | 55,00 | 1,00 |
| Balita-'16 | 15,40 | 0,76 | 100,60 | 0,52 | 55,00 | 1,00 |
| Balita-'17 | 10,50 | 0,43 | 89,00 | 0,39 | 49,00 | 0,65 |
| Balita-'18 | 12,30 | 0,55 | 89,00 | 0,39 | 49,00 | 0,65 |
| Balita-'19 | 8,80 | 0,31 | 73,00 | 0,22 | 42,00 | 0,24 |
| Balita-'20 | 8,30 | 0,28 | 73,00 | 0,22 | 42,00 | 0,24 |
| Balita-'21 | 14,50 | 0,70 | 100,00 | 0,51 | 50,00 | 0,71 |
| Balita-'22 | 9,20 | 0,34 | 79,00 | 0,28 | 48,00 | 0,59 |
| Balita-'23 | 11,30 | 0,48 | 83,00 | 0,33 | 49,00 | 0,65 |
| Balita-'24 | 10,00 | 0,39 | 85,00 | 0,35 | 48,00 | 0,59 |
| Balita-'25 | 5,70 | 0,10 | 57,00 | 0,04 | 40,00 | 0,12 |
| Balita-'26 | 7,50 | 0,22 | 73,00 | 0,22 | 40,00 | 0,12 |
| Balita-'27 | 14,00 | 0,66 | 89,00 | 0,39 | 48,00 | 0,59 |
| Balita-'28 | 9,00 | 0,32 | 69,00 | 0,17 | 45,00 | 0,41 |
| Balita-'29 | 4,20 | 0,00 | 53,00 | 0,00 | 38,00 | 0,00 |

Normalisasi angka-angka yang ada di variabel tinggi badan, berat badan, dan lingkar kepala menghasilkan nilai hasil normaliasi berada pada rentang 0 sampai dengan 1 menggunakan persamaan berikut:

........................(2)

Nilai maksimum (Xmaks) untuk berat badan = 19 Nilai minimum (Xmins) untuk berat badan = 4.2 Dengan menggunakan persamaan 2 diatas:

N11 = (13 – 4.2)/(19-4.2) = 0.59

N12 = (11-4.2)/(19-4.2) = 0.46

N13 = (8.5-4.2)/(19-4.2) = 0.29

N14 = (10.6-4.2)/(19-4.2) = 0.43

N15 = (15-4.2)/(19-4.2) = 0.73

Perhitungan yang sama dilakukan dengan menerapkan persamaan 2 hingga data balita ke 29 dan untuk parameter tinggi badan, serta lingkar kepala.

Pada penelitian yang dilakukan, penentuan titik pusat awal dihasilkan berdasarkan pada proses perhitungan data modus dari kolom hasil normalisasi untuk data berat badan, tinggi badan dan lingkar kepala berdasar pada 29 data balita yang ada pada Tabel 1, yang kemudian dikelompokan dalam 5 cluster yaitu Gizi buruk, Gizi kurang, Gizi baik, Gizi lebih, dan Obesitas seperti terlihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Titik Pusat Awal (*centroid*)

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| C1 (Gizi Buruk) | | C2 (Gizi Kurang) | C3 (Gizi Baik) | C4 (Gizi Lebih) | C5 (Obesitas) |
| BB (KG) | 1 | 0,46 | 0,63 | 0,13 | 0,08 |
| TB (CM) | 0,92 | 1 | 0,35 | 0,58 | 0 |
| LK (CM) | 0,69 | 0,5 | 0,31 | 0,63 | 1 |

Tahap selanjutnya adalah dengan menghitung jarak antara data dengan centroid berdasarkan data pada Tabel 2. Persamaan yang digunakan untuk menghitung jarak pada penelitian ini adalah *Euclidean Distance* sesuai dengan persamaan. Adapun perhitungan jarak data pada masing-masing *cluster* dihasilkan data seperti Tabel 3.

Tabel 3. Jarak Data pada Tiap Cluster

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Parameter | | | | | | | |
| Balita | C1 | C2 | C3 | C4 | C5 | Jarak Terdekat | Cluster |
| Balita-'1 | 0,59 | 0,57 | 0,42 | 0,48 | 0,77 | 0,42 | C3 |
| Balita-'2 | 0,80 | 0,65 | 0,28 | 0,42 | 0,70 | 0,28 | C3 |
| Balita-'3 | 1,08 | 0,85 | 0,38 | 0,51 | 0,71 | 0,38 | C3 |
| Balita-'4 | 0,84 | 0,71 | 0,39 | 0,41 | 0,58 | 0,41 | C4 |
| Balita-'5 | 0,66 | 0,82 | 0,70 | 0,73 | 0,76 | 0,70 | C3 |
| Balita-'6 | 0,50 | 0,58 | 0,56 | 0,58 | 0,84 | 0,56 | C3 |
| Balita-'7 | 1,29 | 0,98 | 0,57 | 0,66 | 0,90 | 0,57 | C3 |
| Balita-'8 | 1,33 | 1,05 | 0,58 | 0,75 | 0,95 | 0,58 | C3 |
| Balita-'9 | 0,19 | 0,64 | 0,66 | 0,89 | 1,21 | 0,19 | C1 |
| Balita-'10 | 0,62 | 0,74 | 0,71 | 0,65 | 0,77 | 0,65 | C4 |
| Balita-'11 | 0,95 | 0,79 | 0,51 | 0,39 | 0,46 | 0,46 | C5 |
| Balita-'12 | 0,35 | 0,29 | 0,76 | 0,68 | 1,19 | 0,29 | C2 |
| Balita-'13 | 0,88 | 0,74 | 0,42 | 0,40 | 0,55 | 0,40 | C4 |
| Balita-'14 | 0,74 | 0,59 | 0,16 | 0,48 | 0,85 | 0,16 | C3 |
| Balita-'15 | 0,62 | 0,79 | 0,71 | 0,72 | 0,79 | 0,62 | C1 |
| Balita-'16 | 0,56 | 0,76 | 0,72 | 0,73 | 0,85 | 0,56 | C1 |
| Balita-'17 | 0,78 | 0,63 | 0,40 | 0,35 | 0,63 | 0,35 | C4 |
| Balita-'18 | 0,70 | 0,63 | 0,35 | 0,46 | 0,70 | 0,35 | C3 |
| Balita-'19 | 1,08 | 0,84 | 0,35 | 0,57 | 0,83 | 0,35 | C3 |
| Balita-'20 | 1,11 | 0,85 | 0,38 | 0,56 | 0,82 | 0,38 | C3 |
| Balita-'21 | 0,51 | 0,58 | 0,43 | 0,58 | 0,85 | 0,43 | C3 |
| Balita-'22 | 0,92 | 0,73 | 0,41 | 0,37 | 0,56 | 0,37 | C4 |
| Balita-'23 | 0,79 | 0,69 | 0,37 | 0,43 | 0,63 | 0,37 | C3 |
| Balita-'24 | 0,84 | 0,66 | 0,37 | 0,35 | 0,62 | 0,35 | C4 |
| Balita-'25 | 1,38 | 1,09 | 0,64 | 0,74 | 0,88 | 0,74 | C4 |
| Balita-'26 | 1,19 | 0,90 | 0,47 | 0,63 | 0,92 | 0,47 | C3 |
| Balita-'27 | 0,64 | 0,65 | 0,28 | 0,57 | 0,81 | 0,28 | C3 |
| Balita-'28 | 1,04 | 0,84 | 0,37 | 0,50 | 0,66 | 0,37 | C3 |
| Balita-'29 | 1,52 | 1,21 | 0,78 | 0,87 | 1,00 | 0,78 | C3 |
|  |  |  |  |  |  |  |  |

Proses perhitungan serupa diaplikasikan menggunakan persamaan 1 pada seluruh data balita dari 1 hingga 29, termasuk untuk cluster 2, cluster 3, cluster 4, dan cluster 5. Dengan mempertimbangkan jarak data terhadap setiap cluster yang terbentuk, dilakukan pengelompokan data berdasarkan cluster, di mana data dikelompokkan ke dalam cluster yang memiliki jarak terpendek. Sebagai contoh, data balita 1 memiliki jarak 0,59 terhadap cluster 1, 0,57 terhadap cluster 2, 0,42 terhadap cluster 3, 0,48 terhadap cluster 4, dan 0,77 terhadap cluster 5. Dari kelima cluster tersebut, data balita 1 memiliki jarak terpendek dengan cluster 3, sehingga data tersebut ditempatkan ke dalam cluster 3 sesuai dengan Tabel 3. Proses ini diterapkan secara serupa untuk semua 29 data balita selama iterasi pertama.

Setelah pengelompokan data, langkah berikutnya adalah menghitung nilai centroid baru pada masing-masing cluster menggunakan persamaan (3):

……………(3)

menyatakan nilai centroid baru pada dimensi ke-p di cluster ke-i, menyatakan data dalam dimensi ke-p, dan n menyatakan jumlah data dalam suatu cluster. Proses perhitungan ini dilakukan untuk menghasilkan nilai centroid baru pada masing-masing cluster, yang kemudian ditampilkan dalam Tabel 4.

Tabel 4. Nilai Hasil Iterasi I

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Titik Pusat Awa | | |  |  | Iterasi I |  |
|  | BB (KG) | TB (CM) | LK (CM) | BB (KG) | TB (CM) | LK (CM) |
| C1 (Gizi Buruk) | 1 | 0,92 | 0,69 | 0,83 | 0,57 | 0,90 |
| C2 (Gizi Kurang) | 0,46 | 1 | 0,5 | 0,66 | 1,00 | 0,71 |
| C3 (Gizi Baik) | 0,63 | 0,35 | 0,31 | 0,42 | 0,30 | 0,45 |
| C4 (Gizi Lebih) | 0,13 | 0,58 | 0,63 | 0,33 | 0,25 | 0,25 |
| C5 (Obesitas) | 0,08 | 0 | 1 | 0,32 | 0,25 | 0,71 |

l

Pembandingan nilai centroid hasil iterasi pertama dengan nilai centroid sebelumnya (titik pusat awal) menunjukkan perbedaan, mendorong perlunya iterasi kedua. Proses ini melibatkan perhitungan nilai jarak Euclidean pada titik pusat cluster hasil iterasi kedua, yang hasilnya disajikan dalam Tabel 5. Perbedaan nilai centroid antar iterasi mencerminkan dinamika perubahan dalam pengelompokan data, dan iterasi tambahan diperlukan untuk mendapatkan nilai centroid yang lebih konvergen dan mendekati nilai optimum. Dengan melakukan iterasi kedua, penelitian ini memastikan bahwa hasil akhir pengelompokan gizi balita mencapai tingkat keakuratan yang optimal sesuai dengan parameter yang telah ditetapkan sebelumnya. Proses ini menunjukkan kesungguhan penelitian dalam mencapai hasil yang handal dan dapat diandalkan untuk analisis status gizi balita berbasis cluster dengan hasil ditunjukkan oleh Tabel 5.

Tabel 5. Nilai Hasil Iterasi 2

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Titik Pusat Awa | | |  |  | Iterasi II |  |
|  | BB (KG) | TB (CM) | LK (CM) | BB (KG) | TB (CM) | LK (CM) |
| C1 (Gizi Buruk) | 0,83 | 0,57 | 0,9 | 0,73 | 0,52 | 0,87 |
| C2 (Gizi Kurang) | 0,66 | 1 | 0,71 | 0,66 | 1 | 0,71 |
| C3 (Gizi Baik) | 0,42 | 0,3 | 0,45 | 0,49 | 0,35 | 0,53 |
| C4 (Gizi Lebih) | 0,33 | 0,25 | 0,25 | 0,19 | 0,14 | 0,15 |
| C5 (Obesitas) | 0,32 | 0,25 | 0,71 | 0,4 | 0,31 | 0,65 |

l

Berdasarkan pada tabel 5, hasil iterasi ke-2 memiliki nilai centroid yang sama dengan hasil iterasi 1, sehingga proses perhitungan data mining dihentikan sampai iterasi 2.

Hasil pengelompokan ke-29 data balita dan jaraknya dengan pusat cluster hasil pengelompokan ditampilkan ke dalam Tabel 6.

Tabel 6. Jumlah Data Hasil Pengelompokan Setiap cluster

Cluster Jumlah Data Persentase (%)

C1 (Gizi Buruk) 8 27,59

C2 (Gizi Kurang) 1 3,45

C3 (Gizi Baik) 6 20,69

C4 (Gizi Lebih) 8 27,59

C5 (Obesitas) 6 20,69

Total 29 100,00

Berdasarkan hasil perhitungan dengan menerapkan algoritma K-Means, diperoleh hasil pengelompokan pada masing-masing cluster gizi. Cluster 1, yang mencakup balita dengan status gizi buruk, terdiri dari 8 balita atau sekitar 27,59% dari total data. Sementara itu, Cluster 2, yang menunjukkan gizi kurang, hanya terdiri dari 1 balita atau sekitar 3,45% dari total data balita. Cluster 3 menunjukkan jumlah balita dengan kategori gizi baik, yaitu sebanyak 6 atau sekitar 20,69%. Cluster 4, yang mencirikan gizi lebih pada balita, terdiri dari 8 balita atau sekitar 27,59% dari total data balita. Terakhir, Cluster 5, yang menyatakan balita berkategori obesitas, memiliki jumlah data sebanyak 6 atau sekitar 20,69% dari total data. Pengelompokan ini memberikan gambaran yang lebih rinci tentang distribusi status gizi balita dalam kelompok-kelompok yang terbentuk, sehingga dapat menjadi dasar untuk mengambil langkah-langkah lebih lanjut dalam penanganan dan perbaikan kondisi gizi balita.

**KESIMPULAN**

Dari hasil penelitian yang dilakukan terhadap 29 data balita menggunakan algoritma K-Means, dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut:

1. Pengelompokan data gizi balita berhasil dilakukan dengan menggunakan algoritma K-Means clustering, menghasilkan 5 kelompok dengan karakteristik masing-masing. Kelompok 1, yang menunjukkan status gizi buruk, terdiri dari 8 data atau sekitar 27,59% dari total. Kelompok 2 atau cluster 2, yang mencerminkan gizi kurang, hanya terdiri dari 1 balita atau sekitar 3,45% dari total data balita. Kelompok 3 atau cluster 3 menunjukkan jumlah balita dengan kategori gizi baik, yaitu sebanyak 6 atau sekitar 20,69%. Kelompok 4 atau cluster 4, yang mencirikan gizi lebih pada balita, terdiri dari 8 balita atau sekitar 27,59% dari total data balita. Kelompok 5 atau cluster 5, yang menyatakan balita berkategori obesitas, memiliki jumlah data sebanyak 6 atau sekitar 20,69% dari total.
2. Hasil penelitian ini dapat memberikan rekomendasi bagi Posyandu dalam melakukan pengelompokan gizi balita, sehingga dapat membantu upaya posyandu dalam penanganan dan pencegahan malnutrisi pada balita. Informasi yang dihasilkan dari pengelompokan ini dapat menjadi dasar untuk menyusun program intervensi yang lebih spesifik dan terarah, meningkatkan efektivitas posyandu dalam mengatasi masalah gizi balita di lingkungan tersebut.

**SARAN**

Berikut adalah beberapa saran untuk pengembangan penelitian ini:

1. Disarankan untuk melakukan analisis dan perhitungan dengan menggunakan algoritma clustering data mining yang berbeda. Dengan membandingkan hasil dari beberapa algoritma, penelitian dapat memberikan pemahaman yang lebih komprehensif mengenai pengelompokan data gizi balita. Divergensi hasil antar algoritma dapat memberikan wawasan tambahan dan memperkuat keakuratan pengelompokan yang telah dilakukan.
2. Penelitian ini dapat diperluas dengan mengembangkan sebuah aplikasi yang memungkinkan proses perhitungan data mining dapat dilakukan secara lebih dinamis dan up to date. Pembuatan aplikasi ini dapat meningkatkan efisiensi dan kemudahan dalam implementasi algoritma K-Means, serta memungkinkan para pengguna untuk mengakses informasi terkini seputar status gizi balita. Dengan demikian, penerapan teknologi dapat lebih maksimal dalam mendukung upaya penanganan dan pencegahan masalah gizi pada balita.

**DAFTAR PUSTAKA**

Alif, I. S. (2023). STRATEGI KOMUNIKASI PERSUASIF GIZI SEIMBANG DALAM MENANGANI KASUS STUNTING . *(Studi Komunikasi Kesehatan di Kelurahan Watang Bacukiki, Kecamatan Bacukiki, Kota Parepare)= Balanced Nutrition Persuasive Communication Strategy in Handling Stunting Cases (Study of Health Communication in Watang Bacukiki Village, Bacukiki District, Par*.

ASMAUL, H. (2020). DATA MINING PENENTUAN POTENSI STATUS GIZI BALITA MENGGUNAKAN ALGORITMA K-MEANS CLUSTERING (Studi Kasus: Puskesmas Rambah Hilir 1 (Satu)). *(Doctoral dissertation, Universitas Pasir Pengaraian).*

ASTUTI, R. D. (2023). PENGARUH PENYULUHAN MEDIA VIDEO ANIMASI TENTANG STUNTING TERHADAP SIKAP IBU DALAM PENCEGAHAN STUNTING DI WILAYAH PUSKESMAS KECAMATAN PADEMANGAN JAKARTA UTARA. *(Doctoral dissertation, Universitas Islam Sultan Agung Semarang).*

Hutnaleontina, P. N. (2023). PENDAMPINGAN DAN OPTIMALISASI PERAN KADER POSYANDU DALAM PENCEGAHAN MALNUTRISI PADA ANAK DI BANJAR KAYEHAN, BALI. *Martabe: Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat, 6(12), 4476-4483.*

Kurnia, A. (2023). Perbandingan Algoritma K-Means dan Fuzzy C-Means Untuk Clustering Puskesmas Berdasarkan Gizi Balita Surabaya. . *Jurnal PROCESSOR, 18(1).*

Lestari, S. &. (2023). Penerapan Algoritma C. 45 Pada Klasifikasi Status Gizi Balita di Posyandu Desa Sukalilah Cibatu Kabupaten Garut Jawa Barat. *Jurnal Sains dan Teknologi, 5(1), 177-182.*

Narulita, S. P. (2023). Performansi Algoritma Clustering K-Means untuk Penentuan Status Malnutrisi pada Balita. . *J. Informasi, Sains, 6(1).*

Romadhona, W. N. (2022). Implementasi Data Mining Pemilihan Pelanggan Potensial Menggunakan Algoritma K-Means. . *Jurnal Minfo Polgan, 11(2), 100-104.*

Sulastri, H. M. (2021). Implementasi Algoritma Machine Learning Untuk Penentuan Cluster Status Gizi Balita. . *Jurnal Rekayasa Teknologi Informasi (JURTI), 5(2), 184-191.*