

## MENINGKATKAN PENANGANAN STUNTING PADA ANAK MELALUI KLASIFIKASI PEMBERIAN MAKANAN TAMBAHAN BERDASARKAN USIA DENGAN METODE K-MEANS DI DESA CINTARASA

Neneng Sayuti Hanapiah, Nana Suarna, Willy Prihartono

Teknik Informatika, Stmik Ikmi Cirebon

Teknik Informatika, Stimik Ikmi Cirebon

Komputerisasi Akuntansi, Stimik Ikmi Cirebon

Jl. Perjuangan No. 10 B Majasem Kec. Kesambi Kota Cirebon Tlp. 0231) 490480 - 490481

nenengsayutihanapiah717@gmail.com

### ABSTRAK

Stunting pada anak adalah kompleksitas tantangan kesehatan masyarakat yang memerlukan pendekatan terpadu. Penelitian di Desa Cintarasa bertujuan mengoptimalkan penanganan stunting melalui pengelompokan usia dalam distribusi makanan tambahan menggunakan K-Means. Algoritma data mining K-Means berhasil mengelompokkan data usia dan pola konsumsi makanan tambahan anak-anak di Cintarasa, membentuk klaster yang efektif sesuai kebutuhan gizi. Implementasi ini di Cintarasa dapat menjadi dasar intervensi stunting yang terfokus dan tepat sasaran, dengan penyesuaian program nutrisi berdasarkan karakteristik usia untuk meningkatkan efektivitasnya. Temuan penelitian mencapai tujuan mengklasifikasikan anak-anak stunting menjadi tiga klaster, dipengaruhi oleh jenis makanan tambahan, status gizi, dan usia. Analisis pola dan hubungan antar atribut memberikan pemahaman mendalam tentang faktor-faktor relevan dalam stunting. Pengukuran nilai pusat klaster menunjukkan kohesivitas yang baik, terutama di Klaster 1. Penelitian ini memberikan kontribusi penting untuk mengoptimalkan penanganan stunting anak dengan pendekatan pengelompokan usia K-Means. Dengan nilai Indeks Davies Bouldin (DBI) sekitar 0,489, dapat disimpulkan bahwa distribusi klaster menunjukkan kohesivitas yang baik, terutama di Klaster 1. Sebagai kesimpulan, penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam mengoptimalkan penanganan stunting pada anak-anak dengan pendekatan pengelompokan berdasarkan usia menggunakan metode K-Means. Hasilnya dapat digunakan sebagai dasar untuk pengembangan intervensi kesehatan yang lebih terarah dan efektif, dengan mempertimbangkan faktor-faktor seperti jenis makanan tambahan dan status gizi. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya meningkatkan pemahaman tentang variasi stunting, tetapi juga memberikan wawasan berharga untuk meningkatkan kesehatan anak di Cintarasa.

**Kata kunci :** *Stunting, Pengelompokan Usia, K-Means, Makanan Tambahan, Desa Cintarasa*

### 1. PENDAHULUAN

Perkembangan pesat di bidang kesehatan masyarakat menjadi fokus utama dalam mengatasi tantangan kesehatan anak, termasuk stunting. Desa Cintarasa menjadi studi kasus untuk mengoptimalkan penanganan stunting melalui pengelompokan pembagian makanan tambahan berdasarkan usia dengan metode *K-Means*.

Stunting sering disebabkan oleh kekurangan gizi dan mempengaruhi pertumbuhan dan perkembangan anak-anak di wilayah pedesaan. Pembagian makanan tambahan yang tidak optimal dapat menjadi hambatan serius. Kurangnya pendekatan adaptif dan personal dalam pembagian makanan tambahan menjadi tantangan utama.

Penelitian terdahulu menyoroti prevalensi stunting di Indonesia dan upaya pencegahan menggunakan metode clustering seperti *Agglomerative Hierarchical Clustering* dan *Case Based Reasoning*. Namun, penggunaan *K-Means* dalam konteks distribusi makanan tambahan berdasarkan usia masih kurang mendalam.

*K-Means* dipilih sebagai metode untuk mengelompokkan anak-anak berdasarkan usia. Pengelompokan ini diharapkan memberikan dasar

untuk merancang sistem distribusi makanan tambahan yang adaptif dan personal.

Penelitian terdahulu menggunakan *K-Means* dalam klasterisasi status desa terhadap keluarga berisiko stunting dan klasterisasi vaksinasi penyakit mulut dan kuku menunjukkan potensi metode ini dalam analisis data kesehatan. Penelitian ini bertujuan mengoptimalkan penanganan stunting dengan mengelompokkan pembagian makanan tambahan berdasarkan usia menggunakan *K-Means* di Desa Cintarasa. Proses pengelompokan menjadi dasar untuk merancang strategi distribusi makanan yang lebih adaptif dan personal.

### 2. TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1. Stunting Pada Anak

Stunting adalah kondisi ketidak mampuan pertumbuhan fisik anak secara optimal yang bersifat permanen, disebabkan oleh kekurangan gizi kronis, paparan infeksi yang berulang, dan lingkungan yang tidak mendukung pertumbuhan yang sehat. Terutama terjadi pada periode 1.000 hari pertama kehidupan, mulai dari kehamilan hingga dua tahun pertama setelah kelahiran, stunting memiliki dampak serius pada perkembangan kognitif, motorik, dan kesehatan anak secara keseluruhan. Faktor-faktor yang

berkontribusi terhadap stunting melibatkan aspek-aspek kompleks, termasuk nutrisi yang tidak memadai, kebersihan dan sanitasi yang buruk, serta akses terbatas terhadap pelayanan kesehatan. Penanganan stunting melibatkan pendekatan holistik yang mencakup perbaikan asupan gizi, penyediaan lingkungan yang mendukung pertumbuhan, dan penguatan pelayanan kesehatan pratalan dan anak. Upaya pencegahan dan intervensi diperlukan untuk memutuskan mata rantai stunting dan mewujudkan masa depan yang lebih sehat bagi generasi mendatang.

## 2.2. PMT (Preventive Maternal And Child Healthcare)

Pemberian Makanan Tambahan (PMT) adalah suatu strategi gizi yang bertujuan memberikan tambahan nutrisi kepada kelompok rentan, terutama anak-anak balita, ibu hamil, ibu menyusui. PMT biasanya dilaksanakan sebagai respons terhadap kondisi gizi yang buruk atau resiko kekurangan gizi pada kelompok tersebut. Program PMT melibatkan pemberian makanan tambahan atau suplemen gizi yang kaya akan zat-zat penting seperti protein, vitamin, dan mineral. PMT dapat diselenggarakan dalam berbagai bentuk seperti suplemen zat besi untuk ibu hamil, pemberian makanan tambahan untuk balita yang mengalami stunting atau kekurangan gizi, atau suplementasi vitamin A. Tujuannya adalah untuk meningkatkan status gizi individu, mencegah divisiensi nutrisi, dan mendukung pertumbuhan dan perkembangan yang optimal terutama pada periode kritis seperti 1.000 hari pertama kehidupan. Program PMT sering kali diintegrasikan dalam upaya kesehatan masyarakat dan pendekatan gizi terpadu untuk mengatasi masalah kekurangan gizi, terutama di wilayah atau populasi yang rentan. Kesuksesan implementasi PMT melibatkan koordinasi antara sektor kesehatan, pangan, dan pengembangan serta partisipasi aktif dari komunitas setempat.

## 2.3. Teknik Clustering

Teknik *clustering* adalah pendekatan analisis data yang bertujuan untuk mengelompokkan objek atau data berdasarkan kesamaan karakteristik tertentu. Dengan menggunakan berbagai metode seperti *K-Means*, yang membagi data ke dalam kelompok berdasarkan pusat *cluster*, atau *Hierarchical Clustering*, yang membentuk hirarki cluster mencerminkan tingkat kesamaan antar objek, teknik ini membantu mengungkap struktur tersembunyi dalam data. DBSCAN mengelompokkan objek berdasarkan kerapatan data, sementara Mean Shift mencari pusat cluster berdasarkan puncak kepadatan data. Fuzzy C-Means memungkinkan setiap objek termasuk dalam beberapa cluster dengan derajat keanggotaan yang berbeda, sedangkan *Spectral Clustering* menggunakan representasi grafik untuk mengelompokkan objek berdasarkan struktur grafik. Affinity Propagation mengidentifikasi "examples" atau objek yang mewakili *cluster* melalui pengiriman

pesan antar objek. Teknik *clustering* memiliki aplikasi luas, seperti dalam pengelompokan konsumen, segmentasi gambar medis, atau klasifikasi berita. Pemilihan teknik *clustering* yang sesuai bergantung pada sifat data dan tujuan analisis yang diinginkan.

## 2.4. Algoritma K-Means

Algoritma *K-Means* merupakan pendekatan yang efektif dalam dunia analisis data dan pengelompokan objek-objek serupa ke dalam *cluster-cluster* yang terpisah. Langkah pertama dalam algoritma ini adalah inisialisasi, di mana kita memilih jumlah *cluster* yang diinginkan (*K*) dan titik awal pusat *cluster* secara acak. Selanjutnya, melalui langkah assignment, objek data dikelompokkan ke dalam *cluster* berdasarkan jarak *Euclidean* terdekat dengan pusat *cluster*. Pembaruan kemudian dilakukan dengan menghitung pusat baru untuk setiap *cluster*, yang dihasilkan dari rata-rata objek yang termasuk dalam *cluster* tersebut. Dengan menjalani serangkaian iterasi, di mana langkah-langkah pengelompokan dan pembaruan diulang, algoritma mencapai konvergensi saat penempatan objek ke dalam cluster tidak mengalami perubahan yang signifikan. Hasil akhirnya adalah pembagian objek data ke dalam *K* cluster dengan pusat cluster sebagai representasi pusat gravitasi. Kelebihan algoritma *K-Means* melibatkan kemudahan implementasi dan skalabilitas untuk dataset besar, meskipun perlu perhatian khusus terhadap pemilihan jumlah *cluster* yang optimal. Meskipun demikian, algoritma ini tetap menjadi pilihan utama dalam berbagai aplikasi analisis data.

## 2.5. Studi Terdahulu Tentang Optimalisasi Penanganan Stunting

Sejumlah studi sebelumnya telah mengusulkan metode-metode optimalisasi untuk penanganan stunting, seperti yang dipaparkan dibawah ini : Membahas tentang "Penerapan Algoritma K-Medoids dalam Pengelompokan Balita Stunting di Indonesia". Penelitian ini bertujuan untuk mengatasi masalah stunting di Indonesia dengan mengelompokkan provinsi berdasarkan tingkat prevalensi stunting. Menggunakan data dari Badan Pusat Statistik (BPS) pada tahun 2015-2018, penelitian ini menerapkan Algoritma K-Medoids untuk mengelompokkan provinsi-provinsi tersebut. Stunting, yang disebabkan oleh kekurangan asupan gizi dan infeksi berkepanjangan, menjadi perhatian serius di Indonesia, yang saat ini menempati urutan ke-4 dalam tingginya kasus stunting menurut standar World Health Organization. Hasil penelitian ini dapat memberikan masukan penting bagi pemerintah dalam merancang strategi penanggulangan stunting di Indonesia, dengan mengidentifikasi provinsi-provinsi yang mempunyai cluster tertinggi dan terendah dalam hal prevalensi stunting [1].

Membahas tentang "Performance Analysis Of Clustering Models Based On Machine Learning In Stunting Data Mapping ". Penelitian ini bertujuan

untuk memetakan daerah rawan stunting di Kabupaten Asahan menggunakan model clustering K-Means berbasis machine learning. Dengan fokus pada kasus stunting, penelitian ini menerapkan proses normalisasi data, elbow method untuk menentukan jumlah cluster terbaik, dan pengukuran jarak dengan Euclidean, Manhattan, dan Minkowski Distance. Hasil analisis menunjukkan bahwa cluster terbaik adalah cluster 2, membagi daerah menjadi dua kelompok dengan Davies-Bouldin Index (DBI) 0.51290 dan silhouette score 0.71432. Penemuan ini dapat membantu pemerintah setempat merancang strategi penanggulangan stunting secara lebih efektif di Kabupaten Asahan [2].

Membahas tentang "Implementation Of Clustering Using K-Means Method To Determine Nutritional Status". Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa analisis kluster dengan metode K-Means bertujuan untuk mengelompokkan objek data berdasarkan kemiripan karakteristik, dan K-Means merupakan algoritma klustering berbasis jarak yang memulai proses dengan menentukan jumlah kluster yang diinginkan. Fokus penelitian ini adalah pada kekurangan gizi anak usia di bawah 60 bulan di Indonesia, dengan data Riskesdas 2018 menunjukkan bahwa 17,7% bayi masih mengalami masalah gizi, termasuk 3,9% yang mengalami gizi buruk.

Penelitian ini menggunakan metode C-Means Clustering untuk mengelompokkan status gizi anak-anak. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pengelompokan status gizi dapat dilakukan dengan menggunakan K-Means, menghasilkan empat kluster yang terbentuk, yaitu 23 balita dengan gizi buruk, 17 balita dengan gizi kurang, 7 balita dengan gizi baik, dan 10 balita dengan gizi lebih. Penelitian ini bersifat non-reaktif, menggunakan data sekunder dari Ponkesdes Mayangrejo Kabupaten Bojonegoro tanpa interaksi langsung dengan subjek. Hasilnya memberikan gambaran yang berguna dalam merancang program intervensi gizi yang lebih tepat sasaran untuk anak-anak di bawah usia 60 bulan.

## 2.6. Nilai Jarak Titik Cluster

Nilai jarak antara titik dan pusat *cluster* adalah suatu ukuran kunci dalam konteks algoritma *clustering* yang menunjukkan seberapa dekat atau jauh suatu objek dari pusat gravitasi kelompoknya. Metrik jarak, seperti *Euclidean* atau *Manhattan*, digunakan untuk mengukur seberapa besar perbedaan antara titik data dan pusat cluster. Pada tahap assignment dalam algoritma *clustering*, objek akan ditempatkan ke dalam *cluster* yang memiliki pusat terdekat, di mana nilai jarak yang lebih kecil mengindikasikan kesamaan yang lebih tinggi. Pemahaman yang baik tentang nilai jarak titik pusat cluster menjadi krusial karena mempengaruhi pembentukan *cluster* dan struktur keseluruhan. Semakin kecil nilai jarak, semakin seragam objek-objek dalam *cluster* dan semakin baik representasi pusat gravitasi *cluster* tersebut. Analisis nilai jarak ini juga berguna dalam mengevaluasi

kualitas hasil clustering dan membantu penentuan jumlah cluster yang optimal. Oleh karena itu, interpretasi yang cermat terhadap nilai jarak titik pusat cluster memainkan peran kunci dalam mengoptimalkan efektivitas algoritma *clustering* [3].

Membahas tentang "Analysis Implementation of The Stunting Prevention Programme". Hasil penelitian menunjukkan bahwa program pencegahan stunting berjalan lancar. Meskipun demikian, pelaksanaan kegiatan menghadapi beberapa hambatan, terutama kurangnya sumber daya dari puskesmas. Rekomendasi yang diberikan bertujuan untuk meningkatkan efektivitas program pencegahan stunting di tingkat lokal dengan peningkatan alokasi sumber daya. Temuan ini memberikan pemahaman yang lebih mendalam tentang keberhasilan program dan area di mana perbaikan dapat diimplementasikan untuk meningkatkan dampak pencegahan stunting [4].

Membahas tentang "Perbandingan Algoritma K-Nearest Neighbor dan Naïve Bayes Classifier Untuk Klasifikasi Status Gizi Pada Balita". Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa status gizi merupakan kondisi fisik seseorang yang dapat diamati dari jenis makanan dan zat-zat yang diserap oleh tubuh, mempengaruhi tingkat kognitif seseorang. Berdasarkan peningkatan kasus wasting pada balita dari tahun 2019 hingga 2020, empat puskesmas diidentifikasi dengan jumlah balita sebanyak 3536. Puskesmas Tanjung Paku memiliki kasus tertinggi dengan 103 responden, disusul Puskesmas Tanah Garam dengan 50 responden, dan Puskesmas Nan Balimoyang dengan kasus terendah. Tujuan penelitian ini adalah menguji dan membandingkan kinerja algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) dan Naïve Bayes Classifier (NBC) dalam klasifikasi data penimbangan masal balita di Kota Solok. Hasil pengujian menunjukkan bahwa akurasi algoritma KNN mencapai 96,10%, sedangkan akurasi algoritma NBC sebesar 90,94%. Akurasi tinggi dari KNN menandakan bahwa algoritma tersebut efektif dalam mengklasifikasikan data penimbangan masal balita, sehingga dapat menjadi pilihan yang baik untuk analisis status gizi pada populasi balita di Kota Solok [5].

Membahas tentang "Pengelompokan Kabupaten/Kota di Indonesia Berdasarkan Faktor Penyebab Stunting pada Balita Menggunakan Algoritma K-Means". Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa stunting, yang ditandai dengan tinggi badan balita yang terlalu pendek dibandingkan dengan balita seusianya, merupakan permasalahan gizi utama di Indonesia dan mendapat perhatian global. Indonesia berada di urutan ke-34 dari 50 negara dengan kasus stunting tertinggi di dunia dan ke-6 di Asia Tenggara. Integrasi data Susenas Maret 2019 dan Studi Status Gizi Balita Indonesia (SSGBI) tahun 2019 menunjukkan bahwa prevalensi stunting di Indonesia mencapai 27,7%, melebihi standar WHO yang seharusnya maksimal 20%. Penelitian ini menggunakan metode clustering dengan algoritma K-

Means untuk mengelompokkan Kabupaten/Kota di Indonesia berdasarkan faktor penyebab stunting pada balita. Metode elbow digunakan untuk menentukan jumlah cluster terbaik, dan hasilnya menunjukkan bahwa 2 cluster adalah cluster terbaik. Cluster 1, yang terdiri dari 324 kabupaten/kota, merupakan cluster dengan faktor penyebab stunting tinggi, sedangkan Cluster 2, yang terdiri dari 49 kabupaten/kota, merupakan cluster dengan faktor penyebab stunting rendah. Penelitian ini diharapkan dapat membantu pemerintah dalam merancang kebijakan yang lebih tepat sasaran untuk menurunkan prevalensi stunting pada balita berdasarkan karakteristik dan permasalahan masing-masing cluster [6].

Membahas tentang "Simulasi Pemodelan Matematika SEIR terhadap Pengaruh Sanitasi pada Kasus Stunting di Indonesia". Penelitian ini bertujuan untuk membangun model matematika tipe SEIR (Susceptible – Exposed – Infected – Recovered) yang menggambarkan perubahan jumlah kasus stunting di Indonesia dengan mempertimbangkan faktor sanitasi. Kestabilan model matematika tersebut dianalisis, dan selanjutnya dilakukan simulasi menggunakan software Maple 18. Simulasi dilakukan sebanyak tiga kali dengan variasi nilai faktor sanitasi (0.0002, 0.451, dan 0.5217). Hasil simulasi menunjukkan bahwa semakin tinggi angka sanitasi, angka kasus stunting lebih cepat menurun [7].

Membahas tentang "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) Dengan Fitur Relief-F Dalam Penentuan Status Stunting". Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa stunting pada anak dapat diidentifikasi menggunakan beberapa indikator status gizi, seperti berat badan menurut umur (BB/U), tinggi badan menurut umur (TB/U), dan berat badan menurut tinggi badan (BB/TB), dengan menggunakan nilai skor-Z (Z-score) di bawah minus 2 pada indikator TB/U. Saat ini, metode pengukuran status stunting masih menggunakan pendekatan antropometri yang bersifat manual dan subjektif. Penelitian ini mengembangkan model prediksi status stunting pada anak dengan menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) dan fitur Relief-F. Hasil penelitian menunjukkan bahwa seleksi fitur pada 5 atribut, yang berdasarkan iterasi dari Relief-F, berhasil meningkatkan nilai akurasi. Bobot terbaik ditemukan pada iterasi ke-5, dengan atribut Usia Saat Ukur dan Tinggi. Nilai akurasi tertinggi tercapai pada nilai  $K = 1$ , data test 50% (50:50), dan seleksi fitur 2 atribut, menghasilkan akurasi sebesar 98,16% [8].

Membahas tentang "Penerapan Metode K-Means Clustering untuk Menentukan Status Gizi Baik dan Gizi Buruk pada Balita (Studi Kasus Kabupaten Rokan Hulu)". Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa kekurangan gizi atau malnutrisi merupakan salah satu masalah kesehatan yang sering terjadi pada balita di Indonesia. Kepedulian orang tua dan petugas Pusat Pelayanan Kesehatan Masyarakat (PUSKESMAS) untuk memantau gizi balita menjadi hal yang sangat penting. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan

pengelompokan 15 balita di Kabupaten Rokan Hulu ke dalam 2 cluster status gizi menggunakan metode K-Means. Proses pengelompokan status gizi balita di Kabupaten Rokan Hulu melibatkan beberapa tahapan, antara lain: penentuan tujuan bisnis, pengumpulan data dari 15 balita di Kabupaten Rokan Hulu, pengelompokan status gizi balita ke dalam 2 cluster (cluster 1: gizi baik, cluster 2: gizi buruk), penerapan algoritma K-Means, dan pengujian hasil pengelompokan dengan membandingkannya antara algoritma K-Means dan Rapid Miner [9].

Membahas tentang "Penerapan K-Means Untuk Clustering Kondisi Gizi Balita Pada Posyandu". Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa kurang gizi pada anak merupakan masalah kesehatan masyarakat utama di negara berkembang, termasuk Indonesia. Data nasional menunjukkan bahwa 36,8% anak usia bawah lima tahun (balita) mengalami stunting, yang diukur dengan tinggi badan menurut umur. Dalam penelitian ini, penulis menggunakan analisis dan perhitungan data mining, khususnya teknik clustering. Metode clustering yang digunakan dalam penelitian ini adalah K-Means Clustering, sebuah algoritma dalam teknik clustering pada data mining. Dari 20 data balita yang digunakan, penulis menentukan pusat cluster secara acak sebanyak 3 data. Hasil pengelompokan menunjukkan bahwa dari 20 balita, 4 balita mengalami gizi buruk, 7 balita memiliki status gizi baik, dan 9 balita mengalami obesitas [10].

## 2.7. Nilai DBI (Davies-Bouldin Index)

Nilai *Davies-Bouldin Index* (DBI) adalah parameter evaluasi yang digunakan dalam analisis clustering untuk mengukur seberapa baik suatu model *clustering* memisahkan dan mengelompokkan data. DBI mempertimbangkan sejumlah cluster dan mengevaluasi sejauh mana setiap *cluster* berbeda satu sama lain. Nilai DBI dihitung dengan mengambil rata-rata dari rasio jarak antara pusat cluster dan jarak terdekat antara cluster yang berdekatan. Secara khusus, semakin rendah nilai DBI, semakin baik pemisahan antara *cluster* dan semakin homogen setiap *clusternya*. Nilai DBI optimal adalah nol, yang menunjukkan pemisahan yang ideal antar *cluster*. Penggunaan DBI membantu pemilihan model clustering untuk menentukan jumlah *cluster* yang optimal dan mengukur kualitas pembentukan *cluster* dalam suatu analisis. Oleh karena itu, DBI adalah alat evaluasi yang berharga untuk memastikan bahwa hasil clustering mencerminkan struktur data dengan akurat dan memberikan wawasan yang berharga bagi pengambilan keputusan. Rumus DBI membantu mengevaluasi seberapa baik pembagian data menyadi klaster-klasternya, mempertimbangkan kedekatan antar-klaster dan sebaran intra-*cluster*. Evaluasi ini memberikan wawasan mendalam tentang efektivitas pengelompokan, yang dapat menjadi dasar untuk meningkatkan program intervensi gizi. Evaluasi ini tidak hanya memberikan pemahaman tentang pola yang muncul, tetapi juga memberi arahan untuk

perencanaan program pemberian makanan tambahan berdasarkan hasil K-Means. Program ini harus bersifat holistik, mencakup pendekatan edukasi gizi untuk ibu dan penyedia layanan kesehatan lokal. Dengan demikian, program dapat dirancang secara lebih terarah dan responsif terhadap kebutuhan gizi anak-anak di Desa Cintarasa. Rumusan nilai DBI dengan perhitungan Equation dapat dilihat dibawah ini.

$$DBI = \frac{1}{K} + \sum_{i=1}^k \max_j \left( \frac{\text{intra-cluster similarity}(i) + \text{intra-cluster similarity}(j)}{\text{inter-cluster dissimilarity}(i,j)} \right)$$

Dimana :

k = jumlah cluster

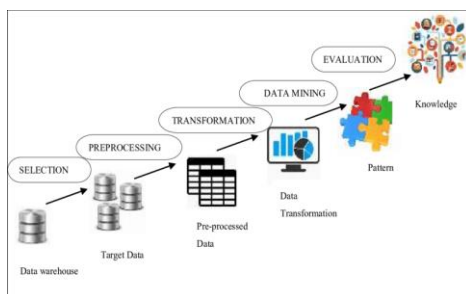
i dan j = mewakili cluster tertentu

intra-cluster similarty (i) = nilai rata-rata kesamaan antar data didalam cluster i

inter-cluster dissimilarity (i,j) = nilai dissimilarity antara klaster I dan j.

### 3. METODE PENELITIAN

Untuk pengelompokan data, penelitian ini menggunakan metode analisis data KDD dan algoritma K-Means. Proses KDD digunakan untuk memastikan bahwa tahapan analisis data dilakukan secara sistematis. KDD, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1 adalah cara untuk mendapatkan pengetahuan dari database yang tersedia.



Gambar 1. Proses KDD

#### a. Data

| NO  | NAMA ANAK       | JN  | TB   | BB   | LEBA | LEMP | USIA     | STATUS | PAT                                                           |
|-----|-----------------|-----|------|------|------|------|----------|--------|---------------------------------------------------------------|
| 1   | DIEHA SAGALA    | F   | 50   | 12   | 15   | 31   | 29 BULAN | TURKUN | Chil go 2 + (100gr) 2 des + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |
| 2   | M. KASIM BAKDAL | L   | 51   | 9    | 12   | 46   | 30 BULAN | TURKUN | Chil go 3 + (100gr) 2 des + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |
| 3   | BENI            | F   | 49   | 12,7 | 16   | 41   | 29 BULAN | TURKUN | Chil go 3 + (100gr) 2 des + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |
| 4   | WAFYAN          | F   | 54   | 10   | 14   | 30   | 3 TAHUN  | TURKUN | Chil go 3 + (100gr) 2 des + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |
| 5   | ALHAFID DAHBI   | L   | 48,5 | 11,2 | 15,5 | 47,5 | 30 BULAN | TURKUN | Chil go 2 + (100gr) 2 des + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |
| 6   | BOLA            | F   | 59   | 8,1  | 14,4 | 44   | 29 BULAN | TURKUN | Chil go 2 + (100gr) 2 des + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |
| 7   | AZKI            | L   | 53,8 | 10   | 14,6 | 31   | 31 BULAN | TURKUN | Chil go 3 + (100gr) 2 des + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |
| 8   | RHYMA           | F   | 59   | 10,4 | 15,5 | 48   | 4 TAHUN  | TURKUN | Chil go 3 + (100gr) 2 des + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |
| 9   | MIFATUZI        | L   | 54,9 | 10,3 | 14,5 | 47,5 | 31 BULAN | TURKUN | Chil go 1 + (100gr) 2 des + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |
| 10  | DENI            | F   | 70,5 | 8,2  | 13,5 | 40,5 | 30 BULAN | TURKUN | Chil go 2 + (100gr) 2 des + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |
| 11  | ITA             | F   | 59   | 12,7 | 14   | 46   | 31 BULAN | TURKUN | Chil go 2 + (100gr) 2 des + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |
| 12  | DITA            | F   | 54   | 10,8 | 15   | 48   | 2 TAHUN  | TURKUN | Chil go 2 + (100gr) 2 des + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |
| 13  | NURUL           | F   | 59   | 10   | 15   | 44   | 31 BULAN | TURKUN | Chil go 1 + (100gr) 2 des + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |
| 14  | SELATU ALFEP    | F   | 53,9 | 9,2  | 14   | 48   | 31 BULAN | TURKUN | Chil go 3 + (100gr) 2 des + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |
| 15  | AYU             | F   | 57   | 10,7 | 15,1 | 50,1 | 42 BULAN | TURKUN | Chil go 3 + (100gr) 2 des + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |
| ... | ...             | ... | ...  | ...  | ...  | ...  | ...      | ...    | ...                                                           |
| 250 | M. HABIBAN      | L   | 76,6 | 10,7 | 14   | 44   | 2 TAHUN  | TURKUN | Chil go 2 + (100gr) 2 des + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |

Gambar 2. Dataset Penerima Makanan Tambahan

Penelitian ini menggunakan 250 dataset anak-anak stunting penerima makanan tambahan pada tahun 2023 dapat dilihat pada gambar 2 dataset penerima makanan tambahan.

#### b. Selection

Memilih atribut-atribut yang paling relevan dan penting untuk penelitian, seperti usia anak, jenis makanan tambahan, kondisi gizi dan hasil pemeriksaan stunting. Dan memastikan atribut yang dipilih memiliki potensi untuk memberikan wawasan yang signifikan terkait optimalisasi penanganan stunting.

#### c. Preprocessing

Mengidentifikasi dan menangani nilai-nilai yang hilang atau anomali dalam data. Melakukan pembersihan data untuk menghilangkan noise dan memastikan integritas data. Normalisasi data juga dapat diperlukan untuk mengatasi perbedaan skala antar atribut.

#### d. Transformation

Melakukan transformasi pada data jika diperlukan. Ini mencakup konversi unit, pengkodean ulang kategori atau pembuatan atribut baru yang dapat memberikan wawasan tambahan terkait pertumbuhan anak.

#### e. Data Mining

Menerapkan metode K-Means untuk mengelompokkan anak-anak ke dalam kelompok berdasarkan usia. Menentukan jumlah kelompok (cluster) yang optimal untuk analisis, proses ini dapat membantu mengidentifikasi pola terkait pembagian makanan tambahan berdasarkan usia.

Dalam menentukan jenis dan jumlah makanan tambahan yang sesuai untuk setiap kelompok usia berdasarkan hasil pengelompokan K-Means, perlu mempertimbangkan kebutuhan gizi khusus untuk setiap kelompok. Berikut adalah pendekatan untuk menentukan jenis dan jumlah makanan tambahan untuk setiap kelompok:

#### 1. Kelompok Usia Pertama:

Untuk kelompok usia pertama yang menunjukkan karakteristik pertumbuhan dengan kekurangan zat besi, disarankan untuk memberikan makanan tambahan yang kaya akan zat besi. Contohnya adalah kuning telur, kacang hijau, dan produk susu Chil go 1+. Produk susu ini juga dapat menjadi sumber kalsium penting yang mendukung pertumbuhan tulang.

#### 2. Kelompok Usia Kedua:

Bagi kelompok usia kedua yang mengalami kekurangan protein, dianjurkan untuk memberikan makanan tambahan seperti kuning telur, kacang hijau, dan produk susu Chil go 2+. Makanan ini membantu memastikan asupan protein yang memadai untuk mendukung pertumbuhan dan perkembangan.

#### 3. Kelompok Usia Ketiga:

Untuk kelompok usia ketiga dengan kebutuhan gizi yang lebih kompleks, disarankan pemberian

makanan tambahan seimbang yang mengandung karbohidrat kompleks, protein, lemak sehat, serta vitamin dan mineral esensial. Contoh makanan tambahan yang direkomendasikan adalah kuning telur, kacang hijau, dan produk susu Chil go 3+. Dengan mengintegrasikan berbagai jenis makanan, dapat memastikan pemenuhan kebutuhan gizi yang komprehensif bagi kelompok usia ini.

#### 4. Evaluation

Setelah pengelompokan menggunakan metode K-Means, langkah selanjutnya adalah melakukan evaluasi pola yang muncul dari hasil tersebut. Analisis dilakukan untuk memastikan bahwa pola yang terbentuk konsisten dengan tujuan penelitian, yaitu optimalisasi penanganan stunting, dan untuk mengidentifikasi apakah terdapat perbedaan dalam respons anak terhadap jenis makanan tambahan berdasarkan usia. Dalam mengukur kualitas kluster, nilai Davies-Bouldin Index (DBI) digunakan. Rumus DBI membantu mengevaluasi seberapa baik pembagian data menjadi kluster-klusternya, mempertimbangkan kedekatan antar-kluster dan sebaran intra-cluster. Hasil evaluasi ini memberikan wawasan mendalam tentang efektivitas pengelompokan, yang dapat menjadi dasar untuk meningkatkan program intervensi gizi. Evaluasi ini tidak hanya memberikan pemahaman tentang pola yang muncul, tetapi juga memberi arahan untuk perencanaan program pemberian makanan tambahan berdasarkan hasil K-Means. Program ini harus bersifat holistik, mencakup pendekatan edukasi gizi untuk ibu dan penyedia layanan kesehatan lokal. Dengan demikian, program dapat dirancang secara lebih terarah dan responsif terhadap kebutuhan gizi anak-anak di Desa Cintarasa.

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1. Data Selection

Tahapan yang pertama yaitu data *Selection*. Pada tahap ini memasukkan operator *Read Excel* yang berfungsi untuk membaca data *excel* dari data anak-anak Penerima Makanan Tambahan dapat dilihat pada Gambar 3 *Read Excel*.

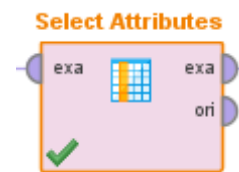


Gambar 3. *Read Excel*.

Selanjutnya setelah menggunakan Operator *Read Excel* dan data dari Penerima Makanan Tambahan berhasil di import maka akan muncul preview data yang dapat dilihat pada Gambar 4 *Data Read Excel*

Gambar 4. *Data Read Excel*

Selanjutnya, yaitu memasukkan Operator *Select Attributes* yang berfungsi untuk memilih atribut mana saja yang akan digunakan dapat dilihat pada Gambar 5 *Select Attributes*.



Gambar 5. *Select Attributes*

Hasil dari Operator *Read Excel* akan memilih atribut yang akan digunakan dapat dilihat pada Tabel 1 Hasil Operator *Read Excel Select Attributes*.

Tabel 1 Hasil Operator *Read Excel Select Attributes*

| Atribut Yang digunakan | Atribut Yang Tidak Digunakan |
|------------------------|------------------------------|
| Nama Anak              | Jk                           |
| Usia                   | Tb                           |
| Pmt                    | Bb                           |
|                        | Lila                         |
|                        | Lkpl                         |
|                        | Status                       |
|                        | Nama Orang tua               |
|                        | Alamat                       |

Dari total 11 atribut yaitu, Nama Anak, Usia, Pmt, Jk, Tb, Bb, Lila, Lkpl, Status, Nama Orang tua, Alamat. Yang dipilih hanya 3 atribut yaitu Nama anak, Usia dan Pmt dikarenakan ketiga atribut tersebut memiliki peran kunci dalam menentukan pemberian PMT (Pemberian Makanan Tambahan) untuk mengatasi stunting. Berikut adalah beberapa alasan mengapa hanya tiga atribut tersebut yang dipilih:

#### a. Nama Anak

Nama anak diidentifikasi sebagai atribut yang memberikan identitas unik untuk setiap individu. Meskipun tidak langsung terkait dengan parameter gizi, informasi ini dapat membantu memastikan bahwa setiap anak diidentifikasi secara spesifik dalam analisis, memfasilitasi pemantauan dan evaluasi yang akurat.

## b. Usia

Usia anak dianggap kritis karena kebutuhan nutrisi dan pola konsumsi makanan tambahan dapat berbeda pada setiap fase pertumbuhan. Memasukkan usia sebagai atribut memungkinkan pengelompokan anak-anak ke dalam kelompok yang lebih homogen berdasarkan kebutuhan gizi pada rentang usia tertentu.

## c. Pmt (Pemberian Makanan Tambahan)

Atribut ini dianggap sangat relevan karena merupakan variabel yang langsung terkait dengan intervensi nutrisi yang diberikan untuk mengatasi stunting. Pemilihan Pmt sebagai atribut dapat membantu mengidentifikasi pola distribusi makanan tambahan berdasarkan kebutuhan nutrisi anak-anak dalam upaya mengurangi stunting.

Dengan memfokuskan pada tiga atribut tersebut, analisis menjadi lebih sederhana dan lebih terfokus pada faktor-faktor yang dianggap efektif dalam bidang penanganan stunting. Selain itu, pemilihan atribut ini dapat membantu mendukung pengambilan keputusan yang lebih efisien dalam perancangan intervensi gizi, sejalan dengan tujuan penelitian untuk meningkatkan efektivitas penanganan stunting di tingkat desa dapat dilihat pada Gambar 6 *Select Atributes* dan Gambar 7 *Hasil Select Atribut*.

|            |                                                |            |           |
|------------|------------------------------------------------|------------|-----------|
| NAMA ANAK  | <input checked="" type="checkbox"/> column ... | polynom... | label     |
| Jk         | <input type="checkbox"/> column ...            | polynom... | attribute |
| TB         | <input type="checkbox"/> column ...            | polynom... | attribute |
| BB         | <input type="checkbox"/> column ...            | polynom... | attribute |
| LILA       | <input type="checkbox"/> column ...            | polynom... | attribute |
| LKPL       | <input type="checkbox"/> column ...            | polynom... | attribute |
| USIA ANAK  | <input checked="" type="checkbox"/> column ... | polynom... | label     |
| STATUS     | <input type="checkbox"/> column ...            | polynom... | attribute |
| PMT        | <input checked="" type="checkbox"/> column ... | polynom... | label     |
| NAMA ORANG | <input type="checkbox"/> column ...            | polynom... | attribute |
| ALAMAT     | <input type="checkbox"/> column ...            | polynom... | attribute |

Gambar 6. *Select Atributes*

| NAMA ANAK       | USIA ANAK | PMT                                                           |
|-----------------|-----------|---------------------------------------------------------------|
| DELISA NAILA    | 29 BULAN  | Chil go 2 - (300gr) 2 dus + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |
| M. KAMIL HAI... | 30 BULAN  | Chil go 3 + (300gr) 2 dus + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |
| SENI            | 29 BULAN  | Chil go 2 + (300gr) 2 dus + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |
| WAFYA N         | 5 TAHUN   | Chil go 3 + (300gr) 2 dus + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |
| ALTHAR DAVIN    | 29 BULAN  | Chil go 2 + (300gr) 2 dus + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |
| ROSA            | 29 BULAN  | Chil go 2 + (300gr) 2 dus + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |
| AZKI            | 31 BULAN  | Chil go 3 + (300gr) 2 dus + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |
| RISYMA          | 4 TAHUN   | Chil go 3 + (300gr) 2 dus + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |
| M.FAUZI         | 15 BULAN  | Chil go 1 + (300gr) 2 dus + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |
| DINI            | 29 BULAN  | Chil go 2 + (300gr) 2 dus + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |
| ITA             | 31 BULAN  | Chil go 2 + (300gr) 2 dus + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |
| DITA            | 2 TAHUN   | Chil go 2 + (300gr) 2 dus + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |
| NURUL           | 21 BULAN  | Chil go 1 + (300gr) 2 dus + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |
| SILATU ALPI P   | 57 BULAN  | Chil go 3 + (300gr) 2 dus + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |
| AYU             | 42 BULAN  | Chil go 3 + (300gr) 2 dus + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |

Gambar 7. *Hasil Select Atribut*

sebelum ke proses selanjutnya, karena data yang peneliti gunakan tidak terdapat data yang missing atau kosong maka tidak dilakukan menghapus data yang kosong. Dapat dilihat pada Gambar 8 Contoh *Missing Values* yang menghasilkan tidak adanya perubahan data dan masih tetap sama yaitu berjumlah 250 data yang digunakan dari tahun 2023 karena data yang digunakan bebas dari duplikat dan tidak memiliki *missing values*.

| Name                 | Type       | Missing | Statistics                                               | Filter (4 / 4 attributes)      |
|----------------------|------------|---------|----------------------------------------------------------|--------------------------------|
| Label_1<br>NO        | Integer    | 0       | Min: 1<br>Max: 250                                       | Min: 125-500                   |
| Label_2<br>NAMA ANAK | Polynomial | 0       | Label: ZALFA QIRAN (1)<br>AZNI (3)                       | Label: AZNI (3), M AZNA G      |
| Label_3<br>USIA ANAK | Polynomial | 0       | Label: 58 BULAN (1)<br>3 TAHUN (28)                      | Label: 3 TAHUN (28), 2 TA      |
| Label_4<br>PMT       | Polynomial | 0       | Label: Chil go [...] 1/4 (60)<br>Chil go [...] 1/4 (109) | Label: Chil go [...] Hijau 1/4 |

Gambar 8. *Missing Values*

## 4.3. Data Transformation

Pada tahap ini dilakukan proses transformasi data ke dalam bentuk format yang sesuai untuk diproses oleh algoritma dan tools yang digunakan dalam penelitian yaitu rapidminer.

## 4.4. Data Mining

Tahap selanjutnya memasukkan Operator *Clustering* yang berfungsi untuk menentukan pengelompokan data. Penelitian ini menggunakan algoritma *K-Means* dengan menggunakan 3 Cluster dan 10 kali percobaan dapat dilihat pada Gambar 7 *Operator Clustering*.

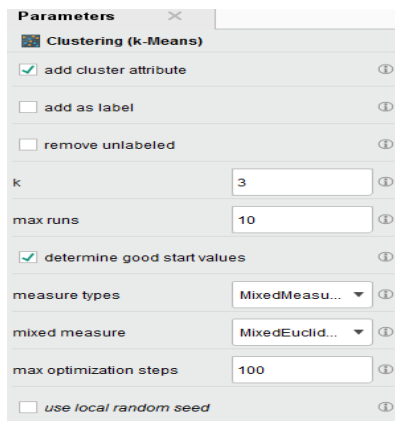
Gambar 7. *Operator Clustering*

Pada parameter operator Clustering *K-Means* dimana diketahui  $K=3$  *Max Run* 10 kali percobaan, dengan *measure tipe* = *MixedMeasures* yang *MixedEuclideanDistance* dan *Max Optimization Steps* = 100 dapat dilihat pada Gambar 8 *Add Operator Cluster Atributte*.

Hasil dari Operator *K-Means* diperoleh 3 *Cluster* yaitu *Cluster 0* sebanyak 83 items, *Cluster 1* sebanyak 83 items, dan *Cluster 2* sebanyak 84 items dengan total semuanya 250 items dapat dilihat pada Gambar 9 *Operator Clustering Model*.

## 4.2. Data Preprocessing

Dalam tahap ini dilakukan Preprocessing data yaitu proses cleaning data yang hilang atau kosong



Gambar 8. Add Operator Cluster Atributte

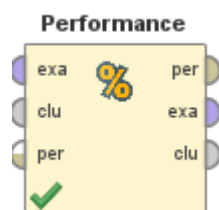
## Cluster Model

```
Cluster 0: 83 items
Cluster 1: 83 items
Cluster 2: 84 items
Total number of items: 250
```

Gambar 9. Operator Clustering Model

### 4.5. Evaluation

Setelah pengelompokan data menggunakan algoritma clustering seperti K-Means, langkah selanjutnya adalah melakukan validasi terhadap klaster yang dihasilkan. Salah satu validasi yang umum digunakan adalah dengan menggunakan Operator *Cluster Distance Performance* untuk mengevaluasi seberapa baik klaster yang dihasilkan dapat dilihat pada Gambar 9 Operator *Performance*.



Gambar 9. Operator Performance

Proses pengujian dilakukan sebanyak 10 kali percobaan untuk menghasilkan nilai *davies bouldin* dengan nilai terkecil dianggap sebagai algoritma terbaik dapat dilihat pada Gambar 10 Hasil Operator *Davies Bouldin*.



Gambar 10. Hasil Operator Davies Bouldin

Hasil dari nilai *Davies Bouldin* akan menjelaskan hasil dari pengujian yang dilakukan sebanyak 10 kali percobaan maka menghasilkan 3 cluster yaitu cluster 0 cluster 1 dan cluster 2 dapat dilihat pada Gambar 11 *ExampleSet Clustering*.

| id  | NAMA ANAK     | cluster   | USIA ANAK | PMT                                                           |
|-----|---------------|-----------|-----------|---------------------------------------------------------------|
| 1   | DELISA NAILA  | cluster_0 | 29 BULAN  | Chil go 2 + (300gr) 2 dus + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |
| 84  | ALFA FAUZAH   | cluster_1 | 33 BULAN  | Chil go 3 + (300gr) 2 dus + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |
| 167 | ASTRI SAFITRI | cluster_2 | 42 BULAN  | Chil go 3 + (300gr) 2 dus + Telur 10 Butir + Kacang Hijau 1/4 |

Gambar 11. ExampleSet Clustering

Dengan nilai Avg. within centroid distance: 578.676, Avg. within centroid distance\_cluster\_0: 574.000, Avg. within centroid distance\_cluster\_1: 574.000, Avg. within centroid distance\_cluster\_2: 587.917 dapat dilihat pada Gambar 12 Hasil Operator *PerformanceVector*.

### PerformanceVector

```
PerformanceVector:
Avg. within centroid distance: 578.676
Avg. within centroid distance_cluster_0: 574.000
Avg. within centroid distance_cluster_1: 574.000
Avg. within centroid distance_cluster_2: 587.917
Davies Bouldin: 0.500
```

Gambar 12. Hasil Operator PerformanceVector

Untuk mendapatkan hasil nilai K yang lebih optimal maka akan dilakukan pengujian menggunakan Rumus DBI dengan menggunakan Equation yang telah diberikan, dapat dilihat dibawah ini :

### 4.6. Interpretasi Nilai

- Avg. within centroid distance : 578.676 Rata-rata jarak antara setiap titik data dalam klaster dengan pusat klasternya. Semakin kecil nilai ini, semakin baik.
- Avg. within centroid distance\_cluster\_0 : 574.000 : Rata-rata jarak antara setiap titik data dalam klaster 0 dengan pusat klaster 0.
- Avg. within centroid distance\_cluster\_1 : 574.000 : Rata-rata jarak antara setiap titik data dalam klaster 2 dengan pusat klaster 2.
- Avg. within centroid distance\_cluster\_2 : 587.917: Rata-rata jarak antara setiap titik data dalam klaster 2 dengan pusat klaster 2.
- Davies Bouldin : 0.500 Nilai Davies Bouldin Index yang lebih rendah menunjukkan pembagian klaster yang lebih baik.

### 4.7. Perhitungan DBI

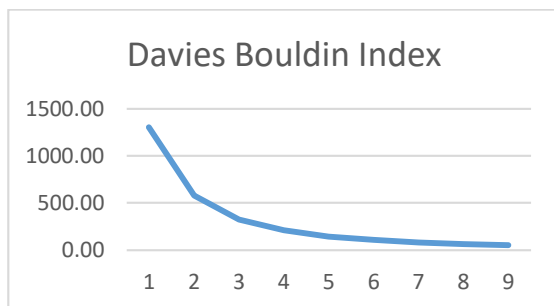
$$DBI = \frac{1}{3} \left( \text{Max} \left( \frac{574.000}{578.676 + 574.000}, \frac{587.917}{578.676 + 587.917} \right) + \text{Max} \left( \frac{574.000 + 578.676}{574.000}, \frac{574.000 + 587.917}{587.917} \right) + \text{Max} \left( \frac{587.917 + 578.676}{587.917 + 574.000} \right) \right)$$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{1}{3} [\text{Max} (0.466, 0.478) \\
 &+ \text{Max} (0.498, 0.479) \\
 &+ \text{Max} (0.489, 0.491)] \\
 &= \frac{1}{3} [0.478 + 0.498 + 0.491] \\
 &= \frac{1}{3} \times 1.467 \\
 &= 0.489
 \end{aligned}$$

#### 4.8. Interpretasi Hasil Perhitungan

Hasil perhitungan DBI sekitar 0.489. Nilai DBI yang lebih rendah menunjukkan pembagian kluster yang lebih baik. Dalam konteks ini, nilai 0.489 menunjukkan tingkat kohesivitas yang baik antara kluster, dengan sebaran antar-kluster yang baik dan kedekatan intra-kluster yang tinggi. Jadi, dengan melibatkan setiap angka, dapat disimpulkan bahwa hasil pembagian kluster memiliki tingkat kohesivitas yang baik dan jarak yang relatif kecil antara pusat kluster dengan data dalam kluster tersebut. Semakin rendah nilai DBI, semakin baik pembagian kluster.

Selanjutnya adalah menentukan jumlah cluster dengan metode *Elbow* pada *Microsoft Excel* yang dapat dilihat pada Gambar 13 *Grafik Elbow Method*. Dari grafik dibawah ini terlihat penurunan drastis yang membentuk siku pada titik K = 3, maka nilai K yang ideal adalah terdapat pada K=3.



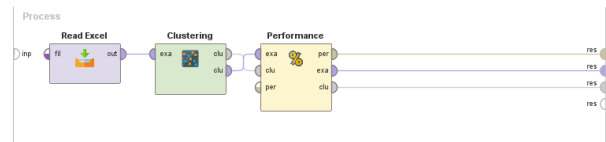
Gambar 13. Grafik *Elbow Method*

Untuk hasil percobaan yang telah dilakukan dapat dilihat pada Tabel Hasil DBI. Nilai K yang paling optimal dalam pengujian adalah menggunakan nilai K3 dengan hasil DBI nya adalah 0.500 dengan jarak cluster 578.676. dapat dilihat pada Tabel 2 Hasil DBI.

Tabel 2. Hasil DBI

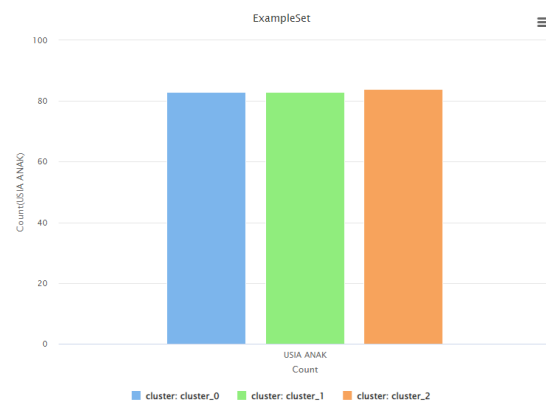
| No | Cluster | Davies Bouldin Index |
|----|---------|----------------------|
| 1  | K2      | 1302.00              |
| 2  | K3      | 578.676              |
| 3  | K4      | 325.624              |
| 4  | K5      | 208.35               |
| 5  | K6      | 145.226              |
| 6  | K7      | 106.402              |
| 7  | K8      | 81.654               |
| 8  | K9      | 64.65                |
| 9  | K10     | 52.35                |

Semua langkah dari proses yang ada di rapidminer dapat dilihat pada Gambar 14 Model Proses Semua Langkah *Rapidminer*.



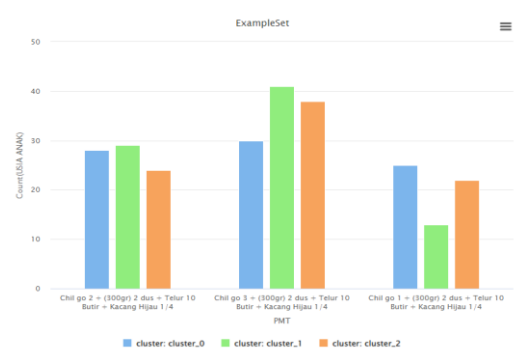
Gambar 14. Model Proses Semua Langkah *Rapidminer*

Hasil dari penelitian pengelompokkan ini dapat dilihat pada Gambar 15 *Persentase Berdasarkan Cluster Usia*. Dapat diketahui bahwa ketiga jumlah *cluster* hanya memiliki sedikit perbedaan dimana *cluster* 0 dengan jumlah 83 items, *cluster* 1 dengan jumlah 83 items dan yang terakhir *cluster* 2 dengan jumlah 84 items.



Gambar 15. *Persentase Berdasarkan Cluster Usia*

Selanjutnya, hasil *persentase* berdasarkan pemberian makanan tambahan dapat dilihat pada Gambar 16 *Persentase Berdasarkan Pemberian Makanan Tambahan*. Hasil tersebut menunjukkan bahwa *Cluster* 1, yang menerima *Pmt* terbanyak dengan menggunakan *Chil go 3+ (300gr)* 2 dus, *Telur* 10 Butir, dan *Kacang Hijau* 1/4, termasuk ke dalam kelompok usia ketiga dengan kebutuhan gizi yang lebih kompleks. Kelompok usia ini memiliki rata-rata usia 3 sampai 5 tahun, dengan total jumlahnya mencapai 83 orang.



Gambar 16. *Persentase Berdasarkan Pemberian Makanan Tambahan*

## 5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan oleh penulis dapat disimpulkan sebagai berikut: Penelitian ini telah mencapai tujuan yang diharapkan untuk mengklasifikasikan penderita stunting melalui teknik *clustering* menggunakan metode *K-Means*. Proses ini menghasilkan tiga kluster yang terdiri dari *cluster 0*, *cluster 1*, dan *cluster 2*. Jumlah *cluster* optimal yang dihasilkan dalam pengelompokan anak-anak penderita stunting sebanyak tiga cluster hal ini menunjukkan bahwa berdasarkan atribut yang digunakan seperti jenis makanan tambahan, kondisi gizi, dan usia anak dapat mempengaruhi hasil dari pengelompokan. nilai jarak titik pusat (*centroid*) pada setiap kluster memberikan informasi tentang seberapa jauh variasi kondisi stunting yang mencerminkan hubungan antar cluster. Sehingga dengan nilai *Davies Bouldin Index* (DBI) sekitar 0.489, dapat disimpulkan bahwa pembagian kluster memiliki tingkat kelompok yang baik, khususnya pada Cluster 1. Hasil dari penelitian ini dapat digunakan sebagai landasan untuk pengembangan kesehatan yang lebih terarah dan efektif dengan mempertimbangkan faktor-faktor seperti jenis makanan tambahan dan kondisi gizi.

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan oleh penulis, maka penulis menyarankan untuk penelitian selanjutnya agar : Verifikasi atribut dalam analisis menjadi langkah yang sangat penting dapat pula ditambahkan faktor-faktor seperti kondisi sanitasi, akses ke layanan kesehatan, atau variabel lingkungan lainnya dapat memperkaya pemahaman tentang determinan stunting. Langkah ini akan memberikan perspektif yang lebih komprehensif dan membantu merancang intervensi yang lebih terarah sesuai dengan kompleksitas faktor-faktor terkait. Melibatkan perbandingan hasil dengan menggunakan metode klasifikasi alternatif, seperti Decision Trees dan yang lainnya. Langkah ini diperlukan untuk memastikan bahwa penelitian mendapatkan metode yang paling sesuai dan efektif dalam bidang penanganan stunting di Desa Cintarasa. Dengan mempertimbangkan berbagai opsi metode klasifikasi, penelitian dapat memastikan bahwa pendekatan yang dipilih memberikan hasil yang optimal dan relevan untuk tujuan spesifik penelitian ini.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] 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.
- [2] M. Handayani and M. F. L. Sibuea, "Performance Analysis of Clustering Models Based on Machine Learning in Stunting Data Mapping," *JURTEKSI (Jurnal Teknol. dan Sist. Informasi)*, vol. 9, no. 4, pp. 715–720, 2023, doi: 10.33330/jurteksi.v9i4.2770.
- [3] S. S. Nagari and L. Inayati, "Implementation of Clustering Using K-Means Method To Determine Nutritional Status," *J. Biometrika dan Kependud.*, vol. 9, no. 1, p. 62, 2020, doi: 10.20473/jbk.v9i1.2020.62-68.
- [4] M. U. Harahap and R. Hasibuan, "Analysis Implementation of The Stunting Prevention Programme," *J. Heal. Sci. Prev.*, vol. 7, no. 3, pp. 95–104, 2023, [Online]. Available: <https://jurnalfpk.uinsby.ac.id/index.php/jhsp/article/view/1048>
- [5] S. K. P. Loka and A. Marsal, "Perbandingan Algoritma K-Nearest Neighbor dan Naïve Bayes Classifier untuk Klasifikasi Status Gizi Pada Balita," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 3, no. 1, pp. 8–14, 2023, doi: 10.57152/malcom.v3i1.474.
- [6] A. Fadilah, M. N. Pangestu, S. Lumbanbatu, and S. Defiyanti, "Pengelompokan Kabupaten/Kota Di Indonesia Berdasarkan Faktor Penyebab Stunting Pada Balita Menggunakan Algoritma K-Means," *JIKO (Jurnal Inform. dan Komputer)*, vol. 6, no. 2, p. 223, 2022, doi: 10.26798/jiko.v6i2.581.
- [7] M. I. Pratama and A. Lismayani, "Simulasi Pemodelan Matematika Seir Terhadap Pengaruh Sanitasi Pada Kasus Stunting di Indonesia," *J. Penelit. Mat. dan Pendidik. Mat.*, vol. 6, no. 1, pp. 224–231, 2023, [Online]. Available: <https://doi.org/10.30605/proximal.v5i2.2230>
- [8] Kemal Musthafa Rajabi, Wina Witanti, and Rezki Yuniarti, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) Dengan Fitur Relief-F Dalam Penentuan Status Stunting," *Innov. J. Soc. Sci. Res.*, vol. 3, pp. 3555–3568, 2023.
- [9] D. Dona and M. Rifqi, "Penerapan Metode K-Means Clustering Untuk Menentukan Status Gizi Baik Dan Gizi Buruk Pada Balita (Studi Kasus Kabupaten Rokan Hulu)," *Rabit J. Teknol. dan Sist. Inf. Univrab*, vol. 7, no. 2, pp. 179–191, 2022, doi: 10.36341/rabit.v7i2.2171.
- [10] C. A. Rahmat, H. Permatasari, and ..., "Penerapan K-Means Untuk Clustering Kondisi Gizi Balita Pada Posyandu," *J. Media ...*, vol. 7, pp. 207–213, 2023, doi: 10.30865/mib.v7i1.5142.