

## Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma K-Means untuk Mempermudah Pengelompokan Wilayah Rawan *Stunting* di Kabupaten Cirebon

Feni Mahmudah<sup>1</sup>, Nining Rahaningsih<sup>2</sup>, Raditya Danar Dana<sup>3</sup>, Cep Lukman Rohmat<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Teknik Informatika, STMIK IKMI Cirebon, 45131, Indonesia

<sup>2</sup>Komputerisasi Akuntansi, STMIK IKMI Cirebon, 45131, Indonesia

<sup>3</sup>Manajemen Informatika, STMIK IKMI Cirebon, 45131, Indonesia

<sup>4</sup>Rekayasa Perangkat Lunak, STMIK IKMI Cirebon, 45131, Indonesia

fenimahmudah2@gmail.com, niningr157@yahoo.co.id, radith\_danar@yahoo.co.id,

ceplukmanrohmat@gmail.com

### Artikel Info

### ABSTRACT

#### Kata kunci:

*Stunting*;  
*K-Means*;  
*Data Mining*;  
*Klasterisasi*;  
*Prevalensi Gizi*;

*Stunting is a chronic nutritional problem characterized by stunted growth of children's height due to lack of adequate nutritional intake over a long period of time. In 2023, the prevalence of stunting in Cirebon Regency was recorded to have increased significantly, rising to 22.9% from 18.6% in the previous year. This study aims to utilize the K-Means algorithm in clustering stunting-prone areas in Cirebon Regency, Indonesia. Data was obtained from the Cirebon District Health Office which includes height, weight, and nutritional status of children under five in the period June to August 2023. The research process refers to the Knowledge Discovery in Databases (KDD) method, including data collection, preprocessing, clustering, evaluation, and visualization of results. Determination of the optimal number of clusters is done using the Davies-Bouldin Index (DBI), resulting in the best value at  $K = 5$  with a DBI of 0.614. Visualization results using scatter plots facilitate the identification of priority areas for intervention. This study shows that the K-Means algorithm is effective for analyzing the distribution of stunting risk in the study area. This implementation is relevant to the national stunting prevalence data set by WHO, providing new insights for local governments in developing data-driven intervention strategies. This approach allows for more targeted resource allocation to significantly reduce stunting rates.*

*Stunting merupakan masalah gizi kronis yang ditandai dengan pertumbuhan tinggi badan anak yang terhambat akibat kurangnya asupan gizi yang memadai dalam waktu yang panjang. Pada tahun 2023, prevalensi *Stunting* di Kabupaten Cirebon tercatat mengalami peningkatan signifikan, naik menjadi 22,9% dari 18,6% pada tahun sebelumnya. Penelitian ini bertujuan untuk memanfaatkan algoritma K-Means dalam mengelompokkan wilayah rawan *stunting* di Kabupaten Cirebon, Indonesia. Data diperoleh dari Dinas Kesehatan Kabupaten Cirebon yang mencakup tinggi badan, berat badan, dan status gizi anak balita*

---

pada periode Juni hingga Agustus 2023. Proses penelitian mengacu pada metode *Knowledge Discovery in Databases* (KDD), meliputi pengumpulan data, *preprocessing*, klusterisasi, evaluasi, dan visualisasi hasil. Penentuan jumlah kluster optimal dilakukan menggunakan *Davies-Bouldin Index* (DBI), menghasilkan nilai terbaik pada  $K=5$  dengan DBI sebesar 0,614. Hasil visualisasi menggunakan *scatter plot* mempermudah identifikasi wilayah prioritas intervensi. Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma *K-Means* efektif untuk menganalisis distribusi risiko *stunting* di daerah penelitian. Implementasi ini relevan dengan data prevalensi *stunting* nasional yang ditetapkan oleh WHO, memberikan wawasan baru bagi pemerintah daerah dalam menyusun strategi intervensi berbasis data. Pendekatan ini memungkinkan alokasi sumber daya yang lebih tepat sasaran untuk menurunkan angka *stunting* secara signifikan.

---

**Corresponding Author:**

Feni Mahmudah, email: fenimahmudah2@gmail.com

**1. PENDAHULUAN**

Kabupaten Cirebon, memiliki prevalensi *stunting* terus meningkat secara signifikan, mencapai 22,9% pada tahun 2023, naik dari 18,6% pada tahun sebelumnya [1]. Angka ini menunjukkan adanya tantangan serius dalam upaya meningkatkan kualitas kesehatan anak-anak di wilayah tersebut. Faktor-faktor yang menyebabkan *stunting* sangat kompleks dan saling berkaitan. Beberapa penyebab utama meliputi kurangnya akses terhadap makanan bergizi, buruknya sanitasi lingkungan, dan minimnya pengetahuan masyarakat mengenai pentingnya pola asuh yang baik. Selain itu, faktor ekonomi dan keterbatasan layanan kesehatan turut memperburuk kondisi ini. [2]

Dalam konteks ini, teknologi informasi memainkan peran penting, khususnya melalui penerapan metode data mining untuk menganalisis data kesehatan. Algoritma K-Means dipilih dalam penelitian ini karena kemampuannya untuk mengelompokkan data ke dalam beberapa kluster berdasarkan karakteristik yang serupa. Metode ini memungkinkan identifikasi wilayah-wilayah yang memiliki risiko *stunting* tinggi secara lebih akurat dan efisien. Dengan pemanfaatan data yang diolah secara sistematis, program intervensi dapat difokuskan pada daerah-daerah yang membutuhkan perhatian khusus [3].

Penelitian ini dirancang untuk mengelompokkan wilayah rawan *stunting* di Kabupaten Cirebon menggunakan algoritma K-Means. Melalui pendekatan berbasis data, penelitian [4] bertujuan untuk memberikan gambaran yang jelas mengenai distribusi risiko *stunting* di berbagai wilayah. Hasil klusterisasi diharapkan dapat mendukung pengambilan keputusan yang lebih tepat sasaran, baik dalam alokasi sumber daya maupun perencanaan program intervensi yang efektif. Hasil penelitian [5], menghasilkan strategi penanganan *stunting* dapat dirancang secara lebih terarah dan berkelanjutan, sehingga dapat menurunkan prevalensi *stunting* di Kabupaten Cirebon serta meningkatkan kualitas hidup anak-anak di masa depan. Prevalensi *stunting* di Indonesia masih tinggi, dengan berbagai faktor penyebab seperti pola

makan yang buruk, sanitasi yang tidak memadai, serta kurangnya edukasi kesehatan pada masyarakat [6], [7].

### 1.1. Algoritma K-Means

Algoritma K-Means adalah metode klusterisasi yang digunakan untuk mengelompokkan data ke dalam beberapa kluster berdasarkan karakteristik tertentu. Dalam konteks *stunting*, algoritma ini mampu mengelompokkan wilayah berdasarkan risiko *stunting* sehingga mempermudah identifikasi daerah prioritas intervensi. [8].

### 1.2. Pendekatan *Knowledge Discovery in Databases* (KDD)

Pendekatan KDD adalah proses sistematis untuk mengekstraksi informasi yang bermanfaat dari data besar. Tahapan KDD meliputi pengumpulan data, pembersihan dan normalisasi data, transformasi data, analisis data menggunakan algoritma, serta evaluasi hasil. Proses ini relevan dalam penelitian *stunting* karena mampu menghasilkan wawasan berbasis data yang dapat mendukung pengambilan keputusan berbasis bukti.

### 1.3. Evaluasi Kualitas Kluster dengan *Davies-Bouldin Index* (DBI)

*Davies-Bouldin Index* (DBI) adalah metrik yang digunakan untuk mengevaluasi kualitas kluster yang dihasilkan oleh algoritma klusterisasi. DBI mengukur homogenitas data dalam kluster dan jarak antar kluster, dengan nilai DBI yang lebih rendah menunjukkan kualitas kluster yang lebih baik. Dalam penelitian ini, DBI membantu menentukan jumlah kluster optimal sehingga pengelompokan wilayah menjadi lebih akurat.

### 1.4. Penelitian Terkait

Penelitian [4] dengan topik Analisis Penyebab Kejadian *Stunting* Pada Anak Usia Dini, mengungkapkan bahwa penelitian ini berfokus pada analisis penyebab *Stunting* pada anak usia dini di Indonesia, khususnya di Kabupaten Cirebon. Faktor-faktor seperti genetika, ekonomi keluarga, dan pengetahuan gizi diidentifikasi sebagai faktor yang berkontribusi terhadap terjadinya *Stunting*. Pentingnya akses air bersih, sanitasi yang baik, dan partisipasi masyarakat dalam program kesehatan ditekankan dalam mencegah terjadinya *Stunting*. Penelitian ini menggunakan metode deskriptif kualitatif, termasuk wawancara dan dokumentasi, untuk mengumpulkan data dan membuat rekomendasi dengan tujuan meningkatkan kesadaran tentang *Stunting* dan pentingnya menjaga gizi yang baik.

Penelitian [9] dengan topik Meningkatkan Penanganan *Stunting* Pada Anak Melalui Klasifikasi Pemberian Makanan Tambahan Berdasarkan Usia Dengan Metode *K-Means* Di Desa Cintarasa, mengungkapkan bahwa penanganan *Stunting* pada anak di Desa Cintarasa dengan mengelompokkan pemberian makanan tambahan berdasarkan usia. *Stunting*, yang disebabkan oleh kekurangan gizi, dapat mempengaruhi pertumbuhan dan perkembangan anak. Penelitian ini berhasil mengklasifikasikan anak-anak *Stunting* menjadi tiga kluster berdasarkan jenis makanan tambahan, status gizi, dan usia, dengan hasil yang menunjukkan *kohesivitas* yang baik, terutama di Kluster 1. Temuan ini memberikan dasar untuk *intervensi* yang lebih terfokus dan efektif dalam program nutrisi serta meningkatkan pemahaman tentang faktor-faktor yang relevan dalam *Stunting*. Penelitian [10] bertujuan untuk mengoptimalkan penanganan *Stunting* dengan mengelompokkan

pembagian makanan tambahan berdasarkan usia menggunakan metode *K-Means*. Evaluasi menggunakan nilai *Davies-Bouldin Index* (DBI) menunjukkan akurasi sebesar 98,16% dalam pengelompokan data [11]. Penelitian ini juga menyarankan untuk melibatkan faktor-faktor lain seperti kondisi sanitasi dan akses ke layanan kesehatan untuk memperkaya pemahaman tentang determinan *Stunting*.

Penelitian [12] berjudul *Clustering Daerah Rawan Stunting* di Jawa Barat Menggunakan *Algoritma K-Means*, membahas tentang upaya mengelompokkan daerah rawan *Stunting* di Provinsi Jawa Barat menggunakan *Algoritma K-Means Clustering*. [13] Provinsi Jawa Barat termasuk ke dalam lima provinsi di Indonesia dengan jumlah kasus *Stunting* tertinggi. Metode dalam penelitian tersebut menggunakan metode *Cross Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) yang terdiri dari 6 tahapan: *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modeling*, *Evaluation*, dan *Deployment*. Pada tahap *Modeling*, digunakan *Algoritma K-Means* untuk mengelompokkan daerah rawan *Stunting* di Jawa Barat pada tahun 2019-2021. Untuk menentukan jumlah *Cluster* optimal digunakan metode *Elbow*. Hasil *Clustering* dievaluasi menggunakan *Silhouette Coefisien*. Adapun Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa jumlah *Cluster* optimal adalah 3. *Cluster 1* merupakan daerah rawan *Stunting* rendah, *Cluster 2* merupakan daerah rawan *Stunting* sedang, dan *Cluster 3* merupakan daerah rawan *Stunting* tinggi. Nilai *Silhouette Coefisien* yang diperoleh adalah 0,61, yang berarti *Cluster* yang terbentuk sudah layak dan sesuai dengan karakteristiknya [14].

Studi-studi sebelumnya menunjukkan bahwa metode klasterisasi, termasuk K-Means, efektif dalam memetakan wilayah berdasarkan risiko kesehatan. Temuan [15] menjadi dasar dalam penelitian ini untuk mengembangkan model klasterisasi risiko *stunting* di Kabupaten Cirebon. Penelitian ini memanfaatkan algoritma K-Means dengan pendekatan KDD untuk mengidentifikasi wilayah rawan *stunting*. Dengan hasil klasterisasi yang divalidasi menggunakan *Davies-Bouldin Index*, penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi signifikan dalam mendukung kebijakan kesehatan berbasis data di Indonesia.

## 2. METODE

Artikel Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental dengan mengimplementasikan algoritma K-Means untuk mengelompokkan wilayah rawan *stunting* di Kabupaten Cirebon. Metode yang digunakan mengacu pada kerangka *Knowledge Discovery in Databases* (KDD). Gambar 1 merupakan tahapan metode KDD.

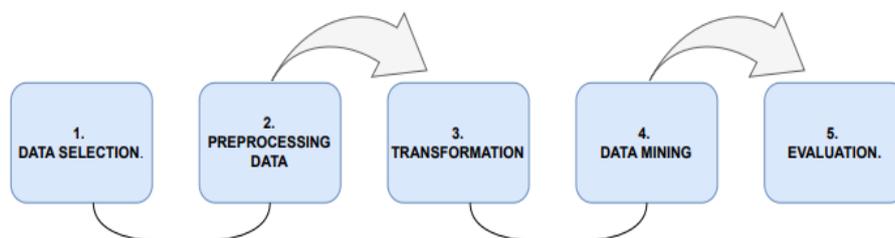
### 2.1. *Selection* (Pemilihan Data)

Data yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh dari Dinas Kesehatan Kabupaten Cirebon. Data ini mencakup tinggi badan, berat badan, dan status gizi anak balita dalam periode Juni hingga Agustus 2023. Data tersebut dipilih karena relevansinya terhadap identifikasi risiko *stunting*.

### 2.2. *Cleaning* (Pembersihan Data)

Tahap ini melibatkan pembersihan data, seperti menghapus data yang hilang (*missing data*), duplikasi, atau data yang tidak valid. Selain itu, normalisasi dilakukan untuk

memastikan wa semua variabel berada pada skala yang sama, sehingga hasil klasterisasi lebih akurat.



Gambar 1. Tahap penelitian metode KDD

### 2.3. *Transformation* (Transformasi Data)

Pada tahap ini, data diubah menjadi format yang sesuai untuk analisis. Proses ini mencakup konversi variabel kategoris menjadi numerik jika diperlukan.

### 2.4. *Data Mining* (Proses Klasterisasi)

Algoritma K-Means digunakan untuk mengelompokkan wilayah berdasarkan tingkat risiko *stunting*. Jumlah kluster optimal ditentukan menggunakan metode *Davies-Bouldin Index* (DBI), yang memastikan kualitas klasterisasi.

### 2.5. *Evaluation* (Evaluasi Hasil)

Tahap terakhir melibatkan analisis karakteristik dari masing-masing kluster yang terbentuk. Evaluasi dilakukan untuk memastikan bahwa hasil klasterisasi dapat memberikan gambaran yang jelas mengenai distribusi risiko *stunting*. Hasil dari penerapan metode ini diharapkan dapat memberikan informasi yang akurat untuk mendukung pengambilan keputusan dalam program intervensi *stunting*, seperti alokasi sumber daya dan perencanaan kebijakan berbasis data.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan algoritma K-Means untuk mengelompokkan wilayah rawan *stunting* di Kabupaten Cirebon. Berdasarkan data yang diolah, ditemukan jumlah kluster optimal sebanyak lima kluster ( $K=5$ ). kelima kluster dalam hasil pengolahan data dalam Rapid Miner yaitu:

Cluster 0: 52 items

Cluster 1: 19 items

Cluster 2: 3 items

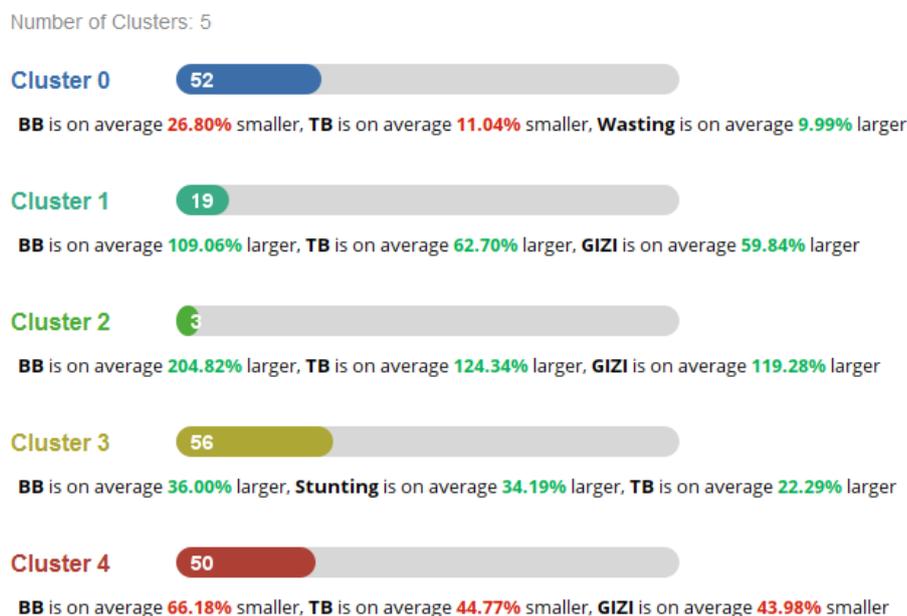
Cluster 3: 56 items

Cluster 4: 50 items

Total number of items: 180

Penjelasan diatas menunjukkan hasil pemodelan kluster yang terbagi menjadi lima kluster dengan jumlah total data sebanyak 180 item. Rincian distribusi data pada setiap kluster adalah sebagai berikut: Kluster 0 terdiri dari 52 item, Kluster 1 terdiri dari 19 item, Kluster 2 terdiri dari 3 item, Kluster 3 terdiri dari 56 item, dan Kluster 4 terdiri dari 50 item. Dari hasil ini, dapat diamati adanya ketimpangan dalam distribusi jumlah item antar kluster, di mana Kluster 2 memiliki jumlah item paling sedikit (hanya 3 item), sedangkan Kluster 3 memiliki jumlah item terbanyak (56

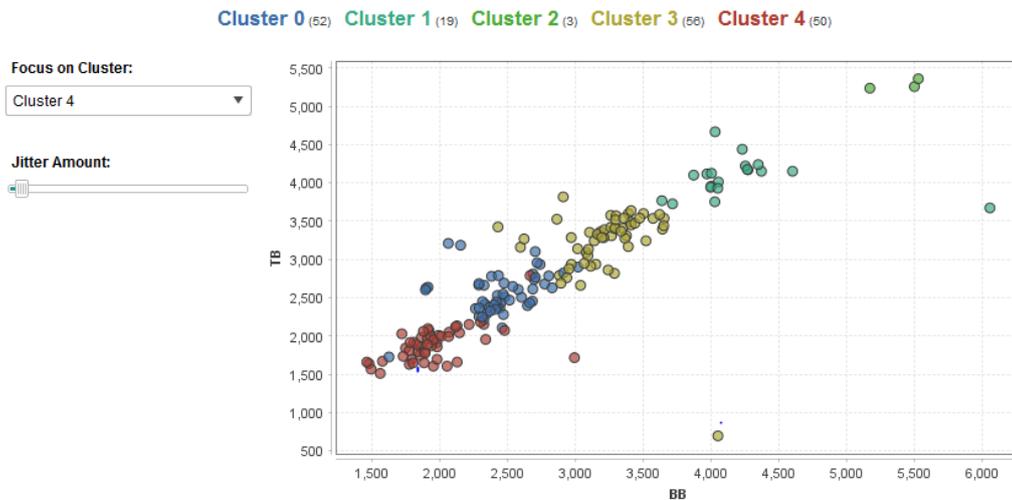
item). Ketimpangan ini dapat menunjukkan adanya perbedaan karakteristik signifikan antara data dalam Kluster 2 dibandingkan dengan kluster lainnya.



Gambar 1. Hasil analisis clustering

Gambar 1 menunjukkan hasil analisis *Clustering* menggunakan algoritma K-Means yang menghasilkan lima kluster berdasarkan variabel berat badan (BB), tinggi badan (TB), serta indikator gizi seperti *wasting* dan *stunting*. *Cluster 0* (52 data) menunjukkan kelompok dengan berat badan rata-rata 26,80% lebih kecil, tinggi badan 11,04% lebih kecil, dan *wasting* 9,99% lebih tinggi, mencerminkan risiko *wasting* ringan. *Cluster 1* (19 data) memiliki kondisi yang sangat baik, dengan BB 109,06% lebih besar, TB 62,70% lebih besar, dan status gizi 59,84% lebih tinggi. *Cluster 2* (3 data) menggambarkan kelompok dengan pertumbuhan luar biasa tinggi, dengan BB 204,82% lebih besar, TB 124,34% lebih besar, dan status gizi 119,28% lebih baik, yang mungkin mewakili outlier. *Cluster 3* (56 data) mencerminkan kondisi gizi baik dengan BB 36,00% lebih besar, TB 34,19% lebih besar, dan status gizi 22,29% lebih tinggi, dengan prevalensi *stunting* yang rendah. Sebaliknya, *Cluster 4* (50 data) menunjukkan kelompok dengan risiko tinggi kekurangan gizi, di mana BB 66,18% lebih kecil, TB 44,77% lebih kecil, dan status gizi 43,98% lebih rendah. Hasil ini menggambarkan adanya variasi signifikan dalam kondisi gizi dan pertumbuhan anak, yang dapat dijadikan dasar untuk merancang intervensi guna mencegah dan menangani *stunting* secara lebih efektif.

Visualisasi hasil klasterisasi Gambar 2 menggunakan *scatter plot* memberikan gambaran distribusi wilayah berdasarkan tingkat risiko *stunting*. Hal ini memudahkan identifikasi daerah yang membutuhkan prioritas intervensi. Wilayah dengan risiko tinggi cenderung memiliki kondisi sanitasi yang buruk dan akses terbatas terhadap gizi yang memadai, sedangkan wilayah dengan risiko rendah memiliki akses yang lebih baik terhadap layanan kesehatan dan edukasi gizi.



Gambar 2. Hasil visualisasi model *scatter plot*

Hasil klasterisasi ini relevan dengan data nasional yang menunjukkan prevalensi *stunting* di Indonesia sebesar 21,6% pada tahun 2022. Implementasi algoritma K-Means memberikan wawasan baru dalam pemanfaatan data untuk mendukung program intervensi berbasis bukti. Temuan ini mendukung kebijakan pemerintah daerah dalam mengalokasikan sumber daya secara lebih efisien untuk mengurangi angka *stunting*.

Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa algoritma K-Means efektif dalam memetakan wilayah rawan *stunting*. Hasil analisis dapat digunakan oleh pihak terkait, seperti pemerintah daerah dan lembaga kesehatan, untuk merancang program intervensi yang lebih tepat sasaran. Dengan pendekatan ini, diharapkan angka prevalensi *stunting* di Kabupaten Cirebon dapat berkurang secara signifikan.

#### 4. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma K-Means efektif dalam mengelompokkan wilayah rawan *stunting* di Kabupaten Cirebon. Dengan pendekatan *Knowledge Discovery in Databases* (KDD), penelitian ini berhasil mengidentifikasi jumlah kluster optimal sebanyak lima kluster ( $K=5$ ) berdasarkan data tinggi badan, berat badan, dan status gizi anak balita. Nilai *Davies-Bouldin Index* (DBI) sebesar 0,614 menegaskan kualitas klasterisasi yang baik.

Hasil klasterisasi memberikan gambaran yang jelas mengenai distribusi risiko *stunting* di berbagai wilayah, memungkinkan identifikasi daerah yang membutuhkan prioritas intervensi. Wilayah dengan risiko tinggi *stunting* menunjukkan karakteristik seperti akses terbatas terhadap gizi yang memadai dan kondisi sanitasi yang buruk. Penemuan ini relevan dengan upaya pemerintah dalam menurunkan angka prevalensi *stunting* secara nasional.

Dengan hasil ini, penelitian memberikan kontribusi signifikan bagi pengambilan keputusan berbasis data, seperti alokasi sumber daya dan perencanaan program intervensi. Pendekatan ini diharapkan dapat mendukung upaya penurunan angka prevalensi *stunting* di Kabupaten Cirebon secara efektif dan berkelanjutan.

## REKOMENDASI

Rekomendasi Implementasi algoritma K-Means memberikan wawasan baru dalam pemanfaatan data untuk mendukung program intervensi berbasis bukti. Temuan ini mendukung kebijakan pemerintah daerah dalam mengalokasikan sumber daya secara lebih efisien untuk mengurangi angka *stunting*.

Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa algoritma K-Means efektif dalam memetakan wilayah rawan *stunting*. Hasil analisis dapat digunakan oleh pihak terkait, seperti pemerintah daerah dan lembaga kesehatan, untuk merancang program intervensi yang lebih tepat sasaran. Dengan pendekatan ini, diharapkan angka prevalensi *stunting* di Kabupaten Cirebon dapat berkurang secara signifikan.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] I. S. Tinendung and I. Zufria, “Pengelompokan Status Stunting Pada Anak Menggunakan Metode K-Means Clustering,” *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 7, no. 4, p. 2014, 2023, doi: 10.30865/mib.v7i4.6908.
- [2] B. K. Ragil Nike Pratistha, “Implementasi Algoritma K-Means dalam Klasterisasi Kasus Stunting pada Balita di Desa Randudongkal,” *J. Indones. Manaj. Inform. dan Komun.*, vol. 5, no. 2, pp. 1193–1205, 2024, doi: 10.35870/jimik.v5i2.634.
- [3] D. Y. L. Ihat Hatimah, “Pendampingan Keluarga Melalui Program Parenting Untuk Menekan Angka Stunting Di Kabupaten Cirebon,” *E-Coops-Day*, vol. 3, no. 1, pp. 123–132, 2022, doi: 10.32670/ecoopsday.v3i1.1419.
- [4] S. Sairah, M. Nurcahyani, and A. Chandra, “Analisis Penyebab Kejadian Stunting pada Anak Usia Dini,” *J. Obs. J. Pendidik. Anak Usia Dini*, vol. 7, no. 3, pp. 3840–3849, 2023, doi: 10.31004/obsesi.v7i3.4717.
- [5] N. Nur Afidah, “Penerapan Metode Clustering dengan Algoritma K-means untuk Pengelompokan Data Migrasi Penduduk Tiap Kecamatan di Kabupaten Rembang,” *Prism. Pros. Semin. Nas. Mat.*, vol. 6, pp. 729–738, 2023, [Online]. Available: <https://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/prisma/>
- [6] A. A. Zulyani, A. S. Y. Irawan, and A. Jamaludin, “Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma K-Means Untuk Menentukan Tingkat Vaksinasi Pada Kecamatan Tambun Selatan,” *J. Soc. Sci. Res.*, vol. 3, no. 3, pp. 7037–7050, 2023.
- [7] Suharmanto, W. S. Utami, N. Pratiwi, and F. Muhammad, “Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma K-Means Untuk Clustering Perokok Usia Lebih dari 15 Tahun,” *Bull. Inf. Technol.*, vol. 4, no. 4, pp. 501–507, 2023, doi: 10.47065/bit.v4i4.1067.
- [8] M. Z. R. Indah Budiastutik1, “Faktor Risiko Stunting pada anak di Negara Berkembang,” *Amerta Nutr.*, vol. 3, no. 3, pp. 122–129, 2019, doi: 10.2473/amnt.v3i3.2019.122-129.
- [9] N. Sayuti Hanapiah, N. Suarna, and W. Prihartono, “Meningkatkan

- Penanganan Stunting Pada Anak Melalui Klasifikasi Pemberian Makanan Tambahan Berdasarkan Usia Dengan Metode K-Means Di Desa Cintarasa,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.,* vol. 7, no. 6, pp. 3484–3493, 2024, doi: 10.36040/jati.v7i6.8213.
- [10] H. Rahman, M. Rahmah, and N. Saribulan, “Upaya Penanganan Stunting Di Indonesia,” *J. Ilmu Pemerintah. Suara Khatulistiwa,* vol. VIII, no. 01, pp. 44–59, 2023.
- [11] U. Dini, P. Tk, B. Pertiwi, U. D. Nuswantoro, and U. D. Nuswantoro, “Pelatihan Analisa Data Mining Tentang Stunting Anak,” vol. 7, no. 2, pp. 961–968, 2024.
- [12] S. Taufik Hidayat, Mohamad Jajuli, “Clustering daerah rawan stunting di Jawa Barat menggunakan algoritma K-Means,” *INFOTECH J. Inform. Teknol.,* vol. 4, no. 2, pp. 137–146, 2023, doi: 10.37373/infotech.v4i2.642.
- [13] 1Hariyani Sulistyoningsih 1Novie Rusliani, 1Wuri Ratna Hidayani, “Literature Review: Faktor-Faktor yang Berhubungan dengan Kejadian Stunting pada Balita,” *Bul. Ilmu Kebidanan dan Keperawatan,* vol. 1, no. 01, pp. 32–40, 2022, doi: 10.56741/bikk.v1i01.39.
- [14] M. F. Amalia and D. B. Arianto, “Implementasi Algoritma K-Means Clustering Dalam Klasterisasi Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Barat Berdasarkan Faktor Pemicu Stunting Pada Balita,” *Simkom,* vol. 9, no. 1, pp. 36–46, 2024, doi: 10.51717/simkom.v9i1.356.
- [15] M. P. Sri Mumpuni Retnaningsih1, Nur Hidayatul Nihla2, “Pemetaan Kabupaten/Kota Di Provinsi Papua Dan Papua Barat Berdasarkan Indikator Terjadinya Balita Stunting,” *Media Bina Ilm.,* vol. 18, no. 6, pp. 1417–1428, 2024, doi: 10.33758/mbi.v18i6.685.