

## Implementasi Algoritma K-Means pada Klasterisasi Tingkat Kasus Stunting di Kabupaten Batang

Ihrat Pramudya<sup>1</sup>, Vivien Sufi Hadi Sukmawati<sup>2\*</sup>, Yofan Wellyhans<sup>3</sup>, Ida Darwati<sup>4</sup>

<sup>1,2,3,4</sup> Universitas Bina Sarana Informatika

e-mail: <sup>1</sup>pramudyaihrat@gmail.com, <sup>2</sup>viviensufihs@gmail.com, <sup>3</sup>yofanwell1905@gmail.com, <sup>4</sup>ida.idd@bsi.ac.id

Diterima	Direvisi	Disetujui
09-11-2024	15-11-2024	06-12-2024

**Abstrak** - *Stunting* menjadi salah satu masalah penting yang perlu diatasi karena tingkat kasus *stunting* yang masih terbilang cukup tinggi, pada penelitian ini khususnya di Provinsi Jawa Tengah. Penulis melakukan pengelompokan menggunakan metode algoritma *K-Means Clustering* untuk menganalisis tingkat keparahan kasus *stunting* setiap desa atau kelurahan di Kabupaten Batang. Data yang digunakan adalah data jumlah balita *stunting* periode desember 2023 di Kabupaten Batang, yang bersumber dari laman resmi Satu Data Indonesia. Variabel data yang digunakan adalah data kasus *stunting* dan jumlah balita. Analisis klasterisasi yang penulis lakukan menggunakan bahasa pemrograman Python. Proses dalam penelitian ini dimulai dari ekstraksi data, menghilangkan data *outlier*, mencari nilai *k* terbaik dengan metode *Elbow* dan *Silhouette Coefficient*, melakukan proses pengklasteran menggunakan *K-Means*, dan melakukan visualisasi dari hasil klasterisasi data. Berdasarkan hasil analisis klasterisasi, pengelompokan yang optimal berada pada nilai  $k = 2$ , ditunjukkan dengan nilai *Silhouette Coefficient* sebesar 0,60830 yang berarti struktur yang dihasilkan baik, dengan kluster 0 berjumlah 170 desa atau kelurahan yang tergolong tingkat kasus *stunting* sedang dan kluster 1 berjumlah 68 desa atau kelurahan yang tergolong tingkat kasus *stunting* tinggi.

Kata Kunci: *Elbow Method*, Klasterisasi, *K-Means*, *Silhouette Coefficient*, *Stunting*

**Abstract** - *Stunting* is one of the important issues that needs to be addressed due to the relatively high rate of *stunting* cases, particularly in this study in Central Java Province. The author conducts clustering using the *K-Means Clustering* algorithm to analyze the severity of *stunting* cases in each village or sub-district in Batang Regency. The data used is the number of stunted toddlers in December 2023 in Batang Regency, sourced from the official Satu Data Indonesia website. The data variables used are *stunting* cases and the number of toddlers. The clustering analysis conducted by the author uses the Python programming language. The process in this study starts from data extraction, removing outlier data, finding the best *k* value using the *Elbow* and *Silhouette Coefficient* methods, performing the clustering process using *K-Means*, and visualizing the clustering data results. Based on the clustering analysis results, the optimal clustering is at  $k = 2$ , indicated by a *Silhouette Coefficient* value of 0.60830, which means the resulting structure is good, with cluster 0 consisting of 170 villages or sub-districts classified as having moderate *stunting* rates and cluster 1 consisting of 68 villages or sub-districts classified as having high *stunting* rates.

Keywords: *Clustering*, *Elbow Method*, *K-Means*, *Silhouette Coefficient*, *Stunting*

### PENDAHULUAN

Kualitas Sumber Daya Manusia mempengaruhi kemajuan suatu negara. Sebuah negara dikatakan kalah saing dengan negara lain jika memiliki Sumber Daya Manusia yang lemah dari segi fisik maupun kecerdasan. Banyak faktor yang dapat mempengaruhi lemahnya Sumber Daya Manusia sebuah negara, salah satunya adalah masalah *stunting* pada anak (Ayelign & Zerfu, 2021). *Stunting* merupakan hasil dari efek kumulatif dari asupan gizi yang tidak terpenuhi dan kondisi

kesehatan yang buruk akibat dari kemiskinan yang tersebar luas. Balita yang mengalami *stunting* memiliki ukuran tubuh yang lebih kecil daripada anak seusianya. Hal ini terjadi saat panjang atau tinggi badan anak tersebut kurang dari dua standar deviasi di bawah rata-rata pertumbuhan standar yang ditetapkan oleh Organisasi Kesehatan Dunia (WHO) (Apriyani et al., 2023). Menurut Organisasi Kesehatan Dunia (WHO) pada tahun 2017, *stunting* dapat disebabkan oleh berbagai faktor rumah tangga, seperti keadaan rumah, kualitas pangan yang buruk, dan lainnya (Aditianti et al., 2021).

Menurut hasil Survei Status Gizi Indonesia (SSGI) oleh Kementerian Kesehatan Republik Indonesia tahun 2022, menunjukkan bahwa angka prevalensi *stunting* di Indonesia mencapai 24,4 persen pada tahun 2021 dan 21,6 persen pada tahun 2022 (Munira, 2023).

Salah satu provinsi yang sedang fokus dalam mengurangi kasus *stunting* di Indonesia adalah Jawa Tengah. Secara keseluruhan, Jawa Tengah telah menunjukkan kemajuan yang signifikan. Angka *stunting* di provinsi tersebut telah turun dari 27,2 persen pada tahun 2019 menjadi 20,8 persen pada tahun 2022. Meskipun demikian, masih terdapat 17 kabupaten atau kota yang memiliki tingkat *stunting* di atas 20 persen, salah satunya Kabupaten Batang dengan kasus *stunting* 23,5 persen pada tahun 2022 (Susanti et al., 2023).

Dalam menangani masalah *stunting* yang terjadi, pemerintah merupakan salah satu pihak yang berperan penting dalam mengurangi angka kasus *stunting* di Kabupaten Batang dengan mengimplementasikan kebijakan yang efektif. Hal ini menjadi prioritas utama untuk mencapai kemajuan bangsa di masa depan. Salah satu langkah yang dapat diambil adalah meningkatkan layanan pemeriksaan di puskesmas. Selain itu, memberikan tambahan bantuan berupa suplemen vitamin kepada balita dan ibu hamil juga merupakan strategi yang dapat dilakukan (Ranjawali et al., 2023). Untuk memastikan bahwa kebijakan pemerintah menjadi lebih tepat dan efektif, perlu dilakukan pengklasteran tingkat kasus *stunting* pada desa atau kelurahan di Kabupaten Batang. Untuk menentukan kluster yang tepat, pengklasteran menggunakan beberapa faktor yang saling terkait, yaitu jumlah balita dan jumlah kasus *stunting*. Proses pengelompokan ini bertujuan untuk memetakan secara lebih terperinci kasus *stunting* di wilayah Kabupaten Batang.

Penelitian (Cytry et al., 2023) dilakukan untuk menganalisis pola penyebaran risiko *stunting* di suatu wilayah yang terdiri dari kelurahan dan desa. Tujuannya adalah memberikan kontribusi bagi pemerintah atau pihak terkait untuk melakukan intervensi terhadap masalah risiko *stunting* ini.

Penelitian (Handayani & Sibuea, 2023) bertujuan untuk memetakan daerah rawan *stunting* di Kabupaten Asahan dengan menggunakan jumlah kasus *stunting* sebagai dasar analisis. Metode yang digunakan adalah algoritma *K-Means*.

Penelitian (Indra et al., 2023) melakukan klasterisasi terhadap daerah *stunting* di provinsi-provinsi di Indonesia dengan mempertimbangkan beberapa parameter seperti persentase imunisasi, proporsi *stunting*, dan lainnya.

## METODE PENELITIAN

### 1. Jenis dan Sumber Data Penelitian

Objek dalam penelitian ini adalah data kasus balita *stunting* di Kabupaten Batang, Jawa Tengah

periode Desember 2023 (Indrawati, 2024). Data ini dicatat oleh Dinas Kesehatan Kabupaten Batang dan mencakup informasi tentang puskesmas, desa atau kelurahan, jumlah balita, kasus *stunting*, dan persentase kasus *stunting*. Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari laman Satu Data Indonesia. Data yang diperoleh dalam bentuk \*.xlsx (*Microsoft Excel Open XML Spreadsheet*).

### 2. Algoritma K-Means

*K-Means* merupakan satu dari beberapa algoritma yang termasuk dalam *Unsupervised Learning* yang bertujuan untuk membagi data ke dalam beberapa kelompok atau kluster berdasarkan kesamaan atribut tertentu tanpa perlu adanya label kategori sebelumnya (Ranjawali et al., 2023).

### 3. Metode Elbow

Metode *Elbow* merupakan suatu metode yang berguna untuk memperoleh informasi dalam menentukan jumlah kluster yang akan membentuk siku pada titik data grafik (Ekasetya & Jananto, 2020).

### 4. Silhouette Coefficient

*Silhouette Coefficient* merupakan metode untuk mengetahui seberapa baik tingkat kapasitas yang diuji pada sebuah kluster (Rochman et al., 2022). Menurut Anja Struyf, Mia Hubert, Peter J. Rousseeuw (1997) terdapat beberapa langkah untuk menghitung *Silhouette Coefficient* sebagai berikut (Hidayati et al., 2021):

1. Mencari selisih jarak rata-rata objek ke-i dengan semua data di kluster yang sama.
2. Menghitung selisih dari jarak rata-rata data ke-i dengan semua data di kluster berbeda.
3. Memilih nilai paling minimum dari semua data kluster C.
4. Menghitung *Silhouette Coefficient*.

Menurut Anja Struyf, Mia Hubert, Peter J. Rousseeuw (1997), berikut merupakan kriteria dari nilai *Silhouette Coefficient* (Hidayati et al., 2021):

Tabel 1. Interpretasi Nilai *Silhouette Coefficient*

<i>Silhouette Coefficient</i>	Kriteria
0.71 - 1.00	Struktur kuat
0.51 - 0.70	Struktur baik
0.26 - 0.50	Struktur lemah
$\leq 0.25$	Tidak Terstruktur

Sumber: Anja Struyf, Mia Hubert, Peter J. Rousseeuw (1997) dalam (Hidayati et al., 2021).

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang telah diunduh, selanjutnya di ekstrak ke dalam *data frame*. Hasil ekstraksi dapat dilihat pada Gambar 1.

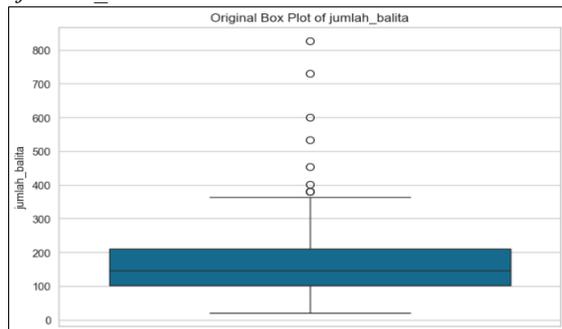
	puskesmas	desa_kelurahan	jumlah_balita	stunting	persen
0	WONOTUNGGAL	SILURAH	113	11	9.734513
1	WONOTUNGGAL	SODONG	100	7	7.000000
2	WONOTUNGGAL	GRINGGINGSARI	122	22	18.032787
3	WONOTUNGGAL	KEDUNGMALANG	152	9	5.921053
4	WONOTUNGGAL	SENDANG	156	11	7.051282
...	...	...	...	...	...
243	WARUNGASEM	CANDIARENG	184	17	9.239130
244	WARUNGASEM	LEBO	159	5	3.144654
245	WARUNGASEM	MENGUNENG	119	4	3.361345
246	WARUNGASEM	TERBAN	154	4	2.597403
247	WARUNGASEM	SJONO	122	1	0.819672

248 rows x 5 columns

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 1. Hasil Ekstraksi *Dataset*

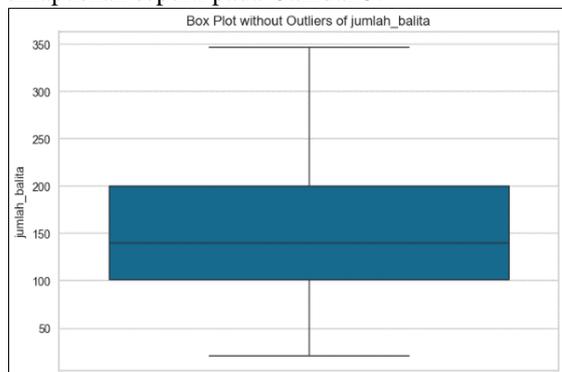
Penulis melakukan pengurangan data yang tidak digunakan. Pengurangan data dilakukan karena adanya data *outlier* pada dataset yang dapat menurunkan hasil pengujian model. Pada Gambar 2 menunjukkan adanya data *outlier* pada variabel “jumlah\_balita”.



Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 2. *Box Plot* Sebelum Menghapus *Outlier*

Setelah mengamati analisis *Box Plot*, penulis menetapkan nilai *Threshold* sebesar 360. Setelah menetapkan *Threshold*, data *outlier* pada variabel “jumlah\_balita” yang melewati *Threshold* telah dihapuskan seperti pada Gambar 3.



Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 3. *Box plot* setelah menghapus *outlier*

Pada tahap ini, data yang dipilih dalam proses pengklasteran adalah jumlah balita (*jumlah\_balita*) dan jumlah kasus *stunting* (*stunting*) seperti pada Gambar 4.

	jumlah_balita	stunting
0	113	11
1	100	7
2	122	22
3	152	9
4	156	11
...	...	...
243	184	17
244	159	5
245	119	4
246	154	4
247	122	1

238 rows x 2 columns

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 4. Data yang Digunakan

Pada tahapan ini dilakukan penentuan jumlah kluster untuk menentukan nilai *k* dengan struktur yang baik. Metode yang digunakan yaitu, *Elbow Method* dan *Silhouette Coefficient*.

### a. *Elbow Method*

Setelah menghilangkan data *outlier* dan menentukan variabel yang akan digunakan, selanjutnya penulis menentukan nilai *k* dengan membuat *elbow method* menggunakan nilai *Sum of Square Error* (SSE).

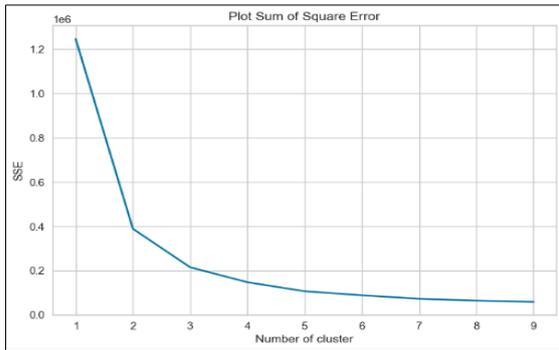
Sum of square error for 1 clusters:	1245871.8907563027
Sum of square error for 2 clusters:	388430.2264705883
Sum of square error for 3 clusters:	214907.4592976254
Sum of square error for 4 clusters:	146394.93356733595
Sum of square error for 5 clusters:	128169.74176185142
Sum of square error for 6 clusters:	88428.86993936292
Sum of square error for 7 clusters:	72626.48073593073
Sum of square error for 8 clusters:	65093.57161757325
Sum of square error for 9 clusters:	61757.321428571435

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 5. Hasil Nilai *Sum of Square Error* (SSE) Berdasarkan Jumlah Kluster

Berdasarkan hasil perhitungan nilai *Sum of Square Error* (SSE) pada Gambar 5, menunjukkan selisih tertinggi nilai *Sum of Square Error* (SSE) berada antara nilai *k* = 1 dan *k* = 2 sebesar 857358,33. Grafik *elbow method* digunakan untuk melihat sudut yang memiliki penurunan cukup signifikan antara nilai *Sum of Square Error* (SSE) dan nilai *k*. Berdasarkan grafik *elbow method* pada

Gambar 6, penulis menetapkan nilai k terbaik adalah 2.

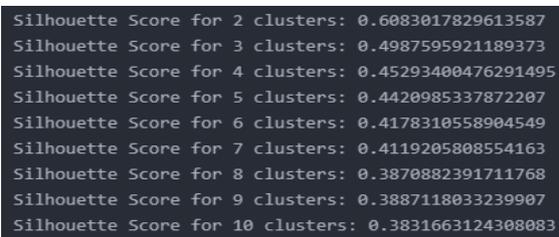


Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 6. Grafik plot nilai *Sum of Square Error* (SSE)

### b. *Silhouette Coefficient*

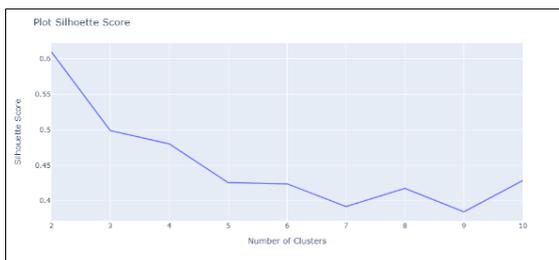
Setelah pengujian menggunakan *Elbow Method*, untuk memperkuat nilai k yang optimal, maka dilakukan kembali pengujian menggunakan metode *Silhouette Coefficient*. Penulis menggunakan 10 nilai percobaan kluster untuk mendapatkan nilai *Silhouette Coefficient* yang mendekati 1 atau nilai yang melewati 0 ke arah positif. Dalam Gambar 7, menunjukkan hasil *Silhouette Coefficient* tertinggi berada pada nilai k = 2 sebesar 0,60830. Nilai 0,60830 menunjukkan hasil klusterisasi dengan struktur yang konsisten dan baik, dikarenakan tiap anggota sudah sesuai dengan kluster terdekatnya.



Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 7. Hasil *Silhouette Coefficient*

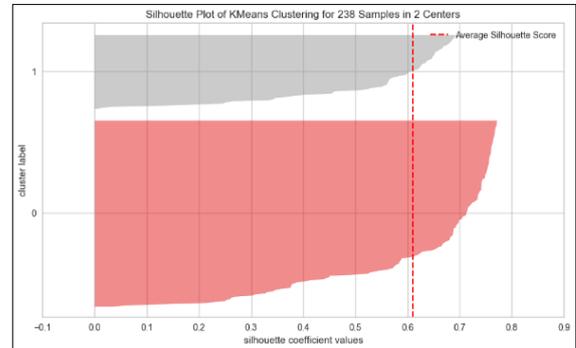
Berdasarkan Gambar 8, jumlah kluster optimal yang diperoleh menggunakan *Silhouette Coefficient* adalah dua kluster. Hal ini disebabkan oleh nilai rata-rata *Silhouette Coefficient* yang tertinggi saat nilai k = 2.



Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 8. Hasil *Silhouette Plot*

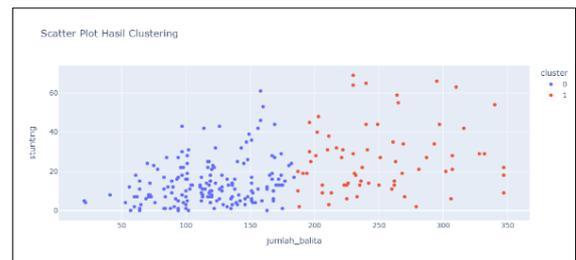
*Silhouette visualizer* berguna untuk membantu dalam evaluasi kualitas kluster yang dihasilkan dari algoritma *K-Means*. Dari Gambar 9 dapat dilihat bahwa distribusi setiap kluster melampaui nilai rata-rata *Silhouette Coefficient*.



Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 9. Hasil *Silhouette Visualizer*

Setelah menentukan nilai k menggunakan grafik *elbow method* dan *Silhouette Coefficient*, selanjutnya penulis melakukan klusterisasi dengan dua kluster. Kemudian penulis membuat *scatter plot* hasil klusterisasi untuk mengetahui persebaran anggota setiap kluster.



Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 10. *Scatter plot* hasil klusterisasi

Berdasarkan hasil klusterisasi, disimpulkan kluster 0 memiliki tingkat kasus *stunting* yang sedang, sedangkan kluster 1 memiliki tingkat kasus *stunting* yang tinggi. Anggota kluster 0 terdapat 170 anggota, sedangkan kluster 1 terdapat 68 anggota.

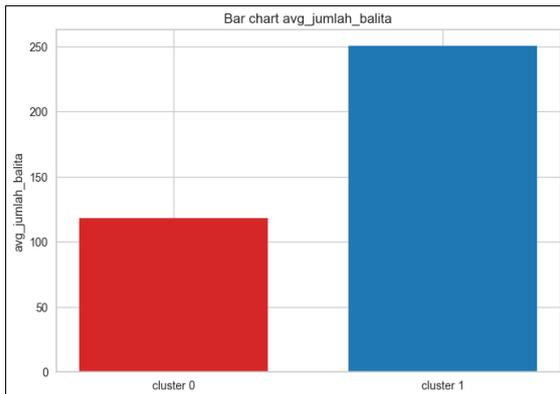
Setelah selesai melakukan klusterisasi, selanjutnya penulis melakukan agregasi data hasil klusterisasi. Setelah itu pada Gambar 11, menampilkan *data frame* dengan baris dan kolom pada *index = 0* memiliki nilai *cluster = 0*, *count\_member = 170*, *avg\_jumlah\_balita = 118,21*, *avg\_stunting = 13,82*, *avg\_percent = 12,08* sedangkan untuk *index = 1* dengan nilai *cluster = 1*, *count\_member = 68*, *avg\_jumlah\_balita = 250,44*, *avg\_stunting = 26,86*, *avg\_percent = 10,87*, nilai tersebut adalah data yang dihitung rata-rata serta jumlah dari setiap kluster yang telah di urutkan.

cluster	count_member	avg_jumlah_balita	avg_stunting	avg_percent	
0	0	170	118.217647	13.823529	12.083505
1	1	68	250.441176	26.867647	10.872756

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 11. *Data frame* hasil agregasi data

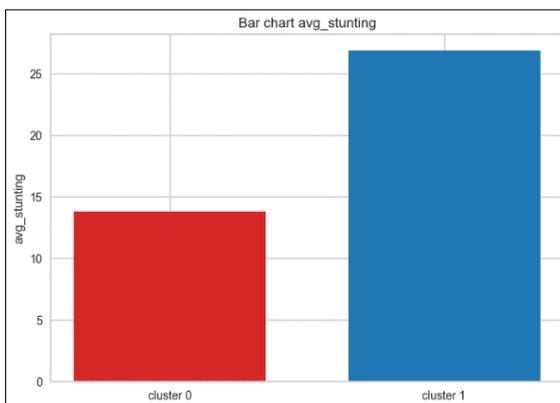
Berdasarkan grafik pada Gambar 12, menunjukkan nilai rata-rata jumlah balita pada kluster 0 sebanyak 118 balita, dan rata-rata jumlah balita pada kluster 1 sebanyak 250 balita.



Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 12. Grafik batang kolom "*avg\_jml\_balita*"

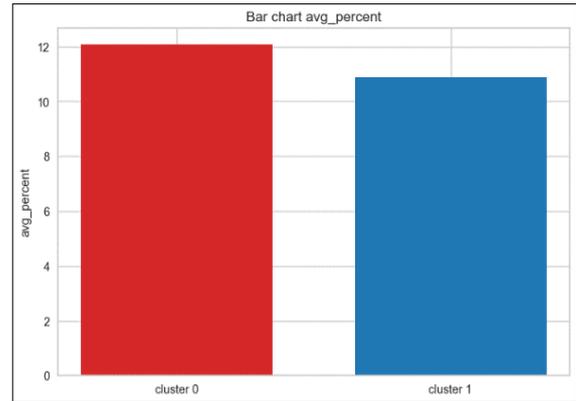
Dalam tampilan diagram lain pada Gambar 13, grafik batang menunjukkan nilai rata-rata *stunting* pada kluster 0 sebanyak 14 balita *stunting*, dan rata-rata *stunting* pada kluster 1 sebanyak 27 balita *stunting*.



Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 13. Grafik batang "*avg\_stunting*"

Diikuti dengan grafik pada Gambar 14, grafik batang tersebut menunjukkan nilai rata-rata persentase pada kluster 0 sebanyak 12,08 persen, dan rata-rata persentase pada kluster 1 sebanyak 10,87 persen.



Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 14. Grafik batang kolom "*avg\_percent*"

## KESIMPULAN

Dari penelitian ini, dapat diperoleh beberapa kesimpulan, yaitu:

1. Penggunaan metode algoritma *K-Means* dapat membantu mengelompokkan data untuk pemetaan tingkat keparahan kasus *stunting*. Dalam proses pengelompokan data, perhitungan secara otomatis menggunakan bahasa pemrograman Python menghasilkan 2 kluster dengan menggunakan 2 variabel sebagai parameter.
2. Penggunaan algoritma *K-Means Clustering* dengan menerapkan metode *Box Plot*, menghasilkan pengelompokan yang optimal ditunjukkan dengan nilai *Silhouette Coefficient* sebesar 0,60830. Nilai 0,60830 menunjukkan hasil klasterisasi yang konsisten dan baik, dikarenakan tiap anggota sudah sesuai dengan kluster terdekatnya.
3. Penerapan algoritma *K-Means Clustering* pada penelitian ini menghasilkan 170 desa atau kelurahan masuk ke dalam kluster 0 dan 68 desa atau kelurahan masuk ke dalam kluster 1. Kluster 0 memiliki tingkat kasus *stunting* sedang. Sedangkan kluster 1 memiliki tingkat kasus *stunting* tinggi.
4. Hasil klasterisasi pada penelitian ini dapat menjadi acuan untuk pemerintah setempat agar dapat merumuskan kebijakan yang lebih efektif berdasarkan tingkat keparahan kasus *stunting* di setiap wilayah.
5. Hasil klasterisasi pada penelitian ini diharapkan membantu pemerintah setempat mengetahui skala prioritas dalam penanganan dan pencegahan kasus *stunting* di Kabupaten Batang.

## REFERENSI

- Aditianti, A., Raswanti, I., Sudikno, S., Izwardy, D., & Irianto, S. E. (2021). Prevalensi dan Faktor Risiko Stunting pada Balita 24-59 Bulan di Indonesia: Analisis Data Riset Kesehatan Dasar 2018 [Prevalence And Stunting Risk Factors in Children 24-59 Months in Indonesia: Analysis Of Basic Health Research Data 2018]. *Penelitian Gizi Dan Makanan (The Journal of Nutrition and Food Research)*, 43(2), 51–64. <https://doi.org/10.22435/pgm.v43i2.3862>
- Apriyani, P., Dikananda, A. R., & Ali, I. (2023). Penerapan Algoritma K-Means dalam Klasterisasi Kasus Stunting Balita Desa Tegalgwangi. *Hello World Jurnal Ilmu Komputer*, 2(1), 20–33. <https://doi.org/10.56211/helloworld.v2i1.230>
- Ayalign, A., & Zerfu, T. (2021). Household, dietary and healthcare factors predicting childhood stunting in Ethiopia. *Heliyon*, 7(4), e06733. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2021.e06733>
- Cytry, D. M., Defit, S., & Nurcahyo, G. W. (2023). Penerapan Metode K-Means dalam Klasterisasi Status Desa terhadap Keluarga Beresiko Stunting. *Jurnal KomtekInfo*, 10(3), 122–127. <https://doi.org/10.35134/komtekinfo.v10i3.423>
- Ekasetya, V. A., & Jananto, A. (2020). Klusterisasi Optimal Dengan Elbow Method Untuk Pengelompokan Data Kecelakaan Lalu Lintas Di Kota Semarang. *Jurnal Dinamika Informatika*, 12(1), 20–28. <https://doi.org/10.35315/informatika.v12i1.8159>
- Handayani, M., & Sibuea, M. F. L. (2023). Performance Analysis of Clustering Models Based on Machine Learning in Stunting Data Mapping. *JURTEKSI (Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi)*, 9(4), 715–720. <https://doi.org/10.33330/jurteksi.v9i4.2770>
- Hidayati, R., Zubair, A., Hidayat Pratama, A., & Indana, L. (2021). Analisis Silhouette Coefficient pada 6 Perhitungan Jarak K-Means Clustering Silhouette Coefficient Analysis in 6 Measuring Distances of K-Means Clustering. *Techno.COM*, 20(2), 186–197.
- Indra, I., Nur, N., Iqram, M., & Inayah, N. (2023). Perbandingan K-Means dan Hierarchical Clustering dalam Pengelompokan Daerah Beresiko Stunting. *INOVTEK Polbeng - Seri Informatika*, 8(2), 356–367. <https://doi.org/10.35314/isi.v8i2.3612>
- Indrawati. (2024). *Jumlah Balita Stunting Per Desa Di Kabupaten Batang ( Desember 2023)*. Satu Data Indonesia. <https://katalog.data.go.id/dataset/jumlah-balita-stunting-per-desa-desember-2023>
- Munira, S. L. (2023). Hasil Survei Status Gizi Indonesia (SSGI) 2022. *Kementerian Kesehatan Republik Indonesia*. <https://promkes.kemkes.go.id/materi-hasil-survei-status-gizi-indonesia-ssgi-2022>
- Ranjawali, R., Talakua, A. C., & Abineno, R. T. (2023). Clustering Stunting Pada Balita Dengan Metode K- Means Di Puskesmas Kanatang. *SATI: Sustainable Agricultural Technology Innovation*, 80–92. <https://ojs.unkriswina.ac.id/index.php/semnas-FST/article/view/587/324>
- Rochman, E. M. S., Miswanto, & Suprajitno, H. (2022). Comparison of Clustering in Tuberculosis Using Fuzzy C-Means and K-Means Methods. *Communications in Mathematical Biology and Neuroscience*, 2022, 1–20. <https://doi.org/10.28919/cmbn/7335>
- Susanti, D. W., Tanur, E., & Sitanggang, Y. R. U. (2023). Clustering Area untuk Menurunkan Angka Stunting di Provinsi Jawa Tengah Clustering Area to Reduce Stunting Rates in Central Java. *Jurnal Litbang Provinsi Jawa Tengah*, 21(2), 217–226. <https://doi.org/10.36762/jurnaljateng.v21i2.1125>