

## Segmentasi Wilayah di Indonesia Berdasarkan Angka Kematian Ibu dan Bayi Menggunakan Metode *K-Medoids*

Helmi Tareq Alhamdi \*, Teti Sofia Yanti

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Bandung, Indonesia.

helmitareqalhamdi@gmail.com, tetisofiaiyanti@unisba.ac.id

**Abstract.** High maternal and infant mortality rates in Indonesia reflect disparities in access to and quality of healthcare services across regions. To classify regions based on risk levels, this study applied the K-Medoids clustering method, known for its robustness against outliers. The analysis used secondary data focusing on two key indicators: Maternal Mortality Rate (MMR) and Infant Mortality Rate (IMR). The optimal number of clusters was determined by the highest average Silhouette Coefficient, 0.524, indicating two clusters. The results revealed that Cluster 1, labeled “Low Risk,” consists of 21 provinces with lower average MMR and IMR, while Cluster 2, labeled “High Risk,” includes 13 provinces with higher rates. These findings were supported by scatter plot and spatial map visualizations. Based on the results, targeted policy interventions are needed in high-risk regions to improve access to and the quality of maternal and child healthcare services.

**Keywords:** *Maternal and Infant Mortality, K-Medoids Clustering, Silhouette Coefficient.*

**Abstrak.** Tingginya angka kematian ibu dan bayi di Indonesia mencerminkan ketimpangan akses serta kualitas layanan kesehatan antarwilayah. Untuk mengelompokkan wilayah berdasarkan tingkat risiko, dilakukan analisis pengelompokan menggunakan metode K-Medoids yang dikenal lebih tahan terhadap outlier. Data sekunder yang digunakan mencakup dua indikator utama, yaitu Angka Kematian Ibu (AKI) dan Angka Kematian Bayi (AKB). Penentuan jumlah cluster optimal dilakukan berdasarkan nilai rata-rata Silhouette Coefficient tertinggi, yaitu sebesar 0,524 pada jumlah cluster dua. Hasil analisis menunjukkan bahwa cluster 1 terdiri dari 21 provinsi dengan rata-rata AKI dan AKB lebih rendah, sementara cluster 2 terdiri dari 13 provinsi dengan angka yang lebih tinggi. Wilayah dalam cluster 1 diberi label “Risiko Rendah”, sedangkan cluster 2 “Risiko Tinggi”. Temuan ini juga diperkuat melalui visualisasi scatter plot dan peta sebaran. Berdasarkan hasil tersebut, diperlukan perhatian khusus terhadap wilayah-wilayah dengan risiko tinggi melalui kebijakan yang menekankan peningkatan akses dan mutu pelayanan kesehatan ibu dan anak.

**Kata Kunci:** *Kematian Ibu dan Bayi, K-Medoids Clustering, Silhouette Coefficient.*

## A. Pendahuluan

Pelayanan kesehatan sangat penting untuk meningkatkan kesejahteraan dan kesehatan setiap orang (Prayoga & Suliadi, 2024). Kesehatan merupakan salah satu aspek fundamental dalam pembangunan manusia yang berkelanjutan. Sebagai bagian dari *Sustainable Development Goals* (SDGs), poin ketiga menekankan pentingnya menjamin kehidupan yang sehat dan mendukung kesejahteraan bagi semua orang di segala usia. Salah satu target utamanya adalah menurunkan Angka Kematian Ibu (AKI) menjadi kurang dari 70 per 100.000 kelahiran hidup dan Angka Kematian Bayi (AKB) menjadi kurang dari 12 per 1.000 kelahiran hidup pada tahun 2030 (World Health Organization, 2024). Di Indonesia, meskipun tren penurunan angka kematian ibu dan bayi menunjukkan kemajuan, pencapaian target global masih menjadi tantangan. Berdasarkan data Survei Kesehatan Indonesia (Loka Labkesmas, 2024), Angka Kematian Ibu (AKI) tercatat sebesar 189 per 100.000 kelahiran hidup. Sementara itu, Angka Kematian Bayi (AKB) menurut Badan Pusat Statistik (BPS) tahun 2022 tercatat sebesar 23,5 kematian per 1.000 kelahiran hidup. AKB ini mencakup kematian yang terjadi pada periode neonatal (0–28 hari) maupun postneonatal (28 hari hingga 1 tahun). Meskipun angka tersebut menunjukkan penurunan signifikan dibandingkan dekade sebelumnya, Indonesia masih harus melakukan berbagai upaya strategis untuk mencapai target SDGs, yakni  $AKB \leq 12$  per 1.000 kelahiran hidup pada tahun 2030.

Banyak faktor yang menyebabkan peningkatan angka kematian maternal di Indonesia. Selain faktor penyebab langsung, seperti pendarahan, hipertensi, infeksi, partus lama, dan abortus, penyebab utama kematian maternal juga dipengaruhi oleh penyebab tidak langsung atau intermediet. Faktor intermediet diantaranya adalah faktor pelayanan kesehatan seperti pelayanan saat hamil, melahirkan, dan setelah melahirkan, faktor status reproduksi, faktor demografi seperti pendidikan dan kependudukan, dan faktor ekonomi seperti kemiskinan (Nurriszka & Wahyono, 2018). Salah satu upaya pemerintah untuk mengatasi hambatan-hambatan tersebut adalah melalui program Jaminan Kesehatan Nasional (JKN) yang telah diluncurkan sejak tahun 2014. Program ini memberikan perlindungan finansial untuk seluruh lapisan masyarakat dalam mengakses layanan kesehatan. Namun demikian, pelaksanaannya masih menghadapi berbagai tantangan, terutama dalam hal cakupan kepesertaan dan kemudahan akses bagi kelompok rentan. Menurut laporan evaluasi kebijakan JKN di 13 provinsi di Indonesia, hingga akhir 2019 kepesertaan nasional baru mencapai 83,6% dan belum memenuhi target yang ditetapkan pemerintah. Beberapa hambatan seperti beban iuran bagi peserta mandiri dengan latar belakang ekonomi rendah serta kerumitan regulasi pendaftaran mengakibatkan rendahnya efektivitas JKN dalam menjamin akses dan kualitas layanan (Agustin et al., 2023).

Ketika layanan kesehatan yang seharusnya melindungi kelompok ibu hamil masih terhambat oleh aspek struktural dan administratif, maka risiko kematian maternal pun semakin sulit ditekan. Oleh karena itu, program jaminan kesehatan perlu dibarengi dengan perbaikan sistem layanan, pemanfaatan sumber daya secara optimal, serta koordinasi lintas sektor yang kuat agar mampu menjangkau dan memberikan pelayanan berkualitas kepada kelompok yang paling membutuhkan. Dalam hal ini, pendekatan berbasis data menjadi krusial untuk membantu pemerintah dan pemangku kepentingan memahami distribusi wilayah yang memiliki beban tinggi terhadap kematian ibu dan bayi. Salah satu metode analisis data yang relevan dalam konteks ini adalah clustering.

Secara garis besar metode dalam analisis klaster terbagi menjadi dua yaitu metode hierarki dan non hierarki. Masing-masing metode memiliki karakteristik, keunggulan, dan keterbatasannya tersendiri (Nurfauzan & Darwis, 2024). Metode yang paling banyak digunakan adalah analisis klaster non hierarki. Analisis klaster dengan metode non hierarki atau dapat disebut dengan pengklasteran berbasis partitioning merupakan suatu metode yang digunakan untuk menghasilkan partisi dari sebuah data. Menurut Triyanto (2015) dalam penelitian (Sartono & Abdul Kudus, 2025) hal tersebut akan membuat suatu objek atau karakteristik dalam satu klaster menjadi lebih mirip satu dengan yang lainnya. Analisis klaster dengan metode non hierarki dilakukan dengan menentukan jumlah klasternya terlebih dahulu dan tidak dilakukan secara bertahap (Machfudhoh dan Wahyuningsih, 2013). Salah satu dari Teknik clustering non hirarki yaitu k-medoids clustering. Metode k-medoids merupakan metode clustering yang berfungsi untuk memecah dataset menjadi beberapa kelompok. Kelebihan dari metode ini mampu mengatasi kelemahan dari metode k-means yang sensitive terhadap outlier (Kebakaran Hutan et al., 2017). Kelebihan lain dari metode ini yaitu hasil proses clustering tidak bergantung pada urutan masuk dataset (Ningrum et al., 2021).

Algoritma K-Medoids bekerja dengan memilih objek aktual sebagai pusat kluster (medoid) yang kemudian dihitung jarak kemiripan antara medoid dengan objek non-medoid menggunakan rumus jarak euclidean. Menurut Vercellis (2009) dalam (Nurholik, 2022), hal tersebut bertujuan agar dapat meminimalisir sensitivitas dari partisi dengan nilai yang tinggi pada dataset. Oleh karena itu, penggunaan metode K-Medoids dalam analisis clustering menjadi pendekatan yang tepat untuk memetakan wilayah-wilayah di Indonesia berdasarkan tingkat risiko kematian ibu dan bayi. Metode ini tidak hanya mampu mengelompokkan data secara akurat dengan mempertimbangkan kemiripan karakteristik antar wilayah, tetapi juga mengatasi permasalahan pencilaan yang umum terjadi dalam data kesehatan yang bersifat heterogen dan spasial. Dengan menghasilkan kelompok wilayah yang memiliki karakteristik serupa, pemerintah dan pemangku kepentingan dapat lebih mudah menyusun strategi intervensi yang terarah, berbasis bukti, dan sesuai dengan kondisi lokal masing-masing wilayah. Strategi ini diharapkan mampu mendukung upaya pencapaian target SDGs poin 3, khususnya dalam menurunkan AKI dan AKB secara lebih merata dan efektif di seluruh Indonesia.

## B. Metode

Metode dalam penelitian menggunakan teknik *clustering* yang lebih *robust* terhadap outlier yaitu *K-Medoids*, dimana teknik ini menggunakan objek data asli secara acak sebagai pusat *cluster*. Data yang digunakan merupakan data sekunder yang didapatkan dari Badan Pusat Statistik (BPS) mengenai Angka Kematian Ibu ( $X_1$ ) dan Angka Kematian Bayi ( $X_2$ ) pada tahun 2020, mencakup 34 Provinsi di Indonesia. Adapun tahapan analisis *K-Medoids Clustering* sebagai berikut:

- 1) Menentukan banyaknya *cluster* yang akan dibentuk menggunakan nilai *silhouette score* yang paling tinggi atau mendekati 1, dengan tahapan perhitungan sebagai berikut:

- a) Menghitung jarak rata-rata dari suatu objek, misalkan objek ke- $i$  dengan semua objek lain yang berada di dalam satu *cluster*.

$$a(i) = \frac{1}{|nl|-1} \sum_{i \neq i'} d(i, i') \quad (1)$$

- b) Menghitung rata-rata jarak ke semua pengamatan/objek yang ada di *cluster*

$$b(i) = \min \left\{ \frac{1}{|nl'|} \sum_{r \in cl'} d(i, i') \right\}_{l' \neq l; l'=1,2,\dots,k} \quad (2)$$

- c) Menghitung nilai *Silhouette Coefficient* dengan rumus berikut:

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max(a(i), b(i))} \quad (3)$$

- 2) Menentukan *K-Medoids* awal sebagai inisialisasi pusat *cluster*.
- 3) Menghitung jarak setiap objek terhadap masing-masing medoid

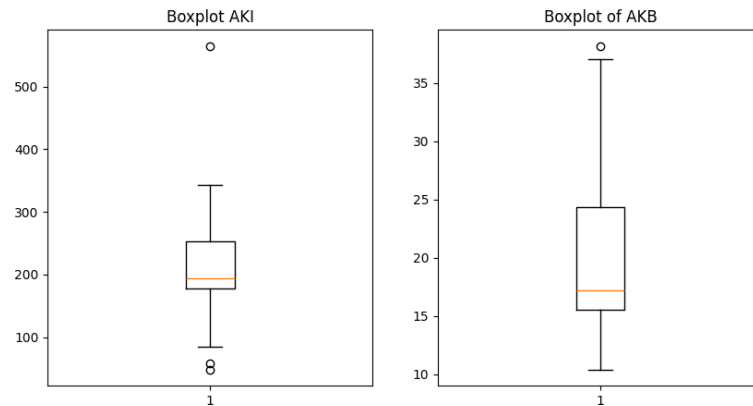
$$D(x, y) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (X_k - Y_k)^2} \quad (4)$$

- 4) Mengalokasikan setiap objek ke dalam *cluster* berdasarkan jarak terdekat ke medoid.
- 5) Melakukan iterasi hingga konvergen sampai  $S$  (Total Simpangan)  $> 0$  dengan persamaan:  $S = b - a$ , akan tetapi dalam langkah untuk mendapatkan konvergen dibantu menggunakan bantuan *software python*. Konvergen terjadi ketika tidak ada perubahan lebih lanjut dalam alokasi objek ke cluster, atau ketika perubahan total jarak antar iterasi tidak signifikan.
- 6) Menentukan label untuk setiap *cluster* yang terbentuk sesuai karakteristiknya.
- 7) Membuat visualisasi untuk menunjukkan sebaran provinsi dalam masing-masing *cluster*. Melakukan Interpretasi.

### C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

#### Identifikasi Outlier

Penelitian ini menggunakan dua variabel yaitu Angka Kematian Ibu (AKI) dan Angka Kematian Bayi (AKB). Langkah awal dilakukan pengecekan *outlier* menggunakan.



**Gambar 1.** *Boxplot* untuk Kedua Variabel

Berdasarkan *boxplot* di atas dapat dilihat jika data memiliki banyak *outlier*, sehingga metode *clustering* yang digunakan adalah *K-Medoids* yang dimana metode ini lebih *robust* terhadap *outlier*.

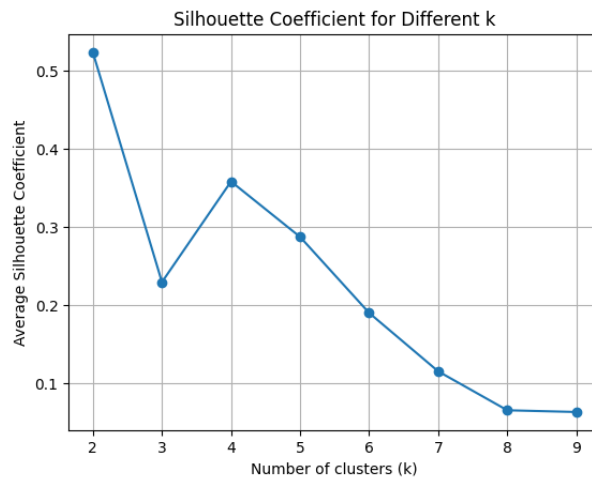
#### Penentuan K optimal

Langkah selanjutnya yaitu menentukan K optimal menggunakan nilai *silhoutte score* yang paling besar atau yang paling mendekati 1. Tabel rata-rata *silhoutte score* untuk tiap jumlah *cluster* tersaji dalam tabel berikut:

**Tabel 1.** Nilai Rata-Rata *Silhouette Coefficient*

| Jumlah <i>Cluster</i> | Rata-Rata <i>Silhouette Coefficient</i> |
|-----------------------|-----------------------------------------|
| 2                     | 0.524                                   |
| 3                     | 0.229                                   |
| 4                     | 0.358                                   |
| 5                     | 0.287                                   |
| 6                     | 0.190                                   |
| 7                     | 0.115                                   |
| 8                     | 0.065                                   |
| 9                     | 0.063                                   |

Berdasarkan tabel di atas dapat dilihat jika pembentukan *cluster* dapat dilakukan sebanyak dua *cluster* saja, karena menghasilkan nilai *silhoutte* yang paling tinggi. Selain itu, seperti terlihat pada Gambar 2, jumlah *cluster* sebanyak dua ( $k = 2$ ) menunjukkan puncak tertinggi pada nilai koefisien *Silhouette* dibandingkan jumlah *cluster* lainnya.



**Gambar 2.** Nilai Silhouette Coefficient

### Penentuan Medoid awal

Pembentukan *cluster* dapat dilakukan dengan menentukan medoid awal dari data yang dimiliki, lalu menghitung jarak dari setiap objek terhadap masing-masing medoid, setelah itu alokasikan setiap objek ke dalam *cluster* berdasarkan jarak terdekat ke medoid, yang mana iterasi ini akan terus berjalan hingga konvergen pada saat  $S$  (Total Simpangan)  $> 0$ .

**Tabel 2.** Tabel Objek Simulasi Pemilihan Medoid Awal

| Objek | X1  | X2    |
|-------|-----|-------|
| 1     | 85  | 13,26 |
| 2     | 257 | 24,64 |
| 3     | 316 | 25,67 |
| 4     | 246 | 17,47 |

*Cluster* yang akan dibentuk adalah sebanyak 2 *Cluster* ( $K=2$ ). Inisialisasi pemilihan medoid awal yaitu Objek 1 sebagai medoid kedua dan objek 4 sebagai medoid pertama. Lalu dihitung jarak setiap objek dan akan dialokasikan pada *cluster*. Selanjutnya, dilakukan perhitungan jarak Euclidean dari setiap objek terhadap kedua medoid tersebut.

**Tabel 3.** Simulasi Perhitungan Pemilihan Medoid Awal

| Objek | 1                                                  | 4                                                  | Cluster |
|-------|----------------------------------------------------|----------------------------------------------------|---------|
| 1     | $\sqrt{(85 - 85)^2 + (13,26 - 13,26)^2} = 0$       | $\sqrt{(85 - 246)^2 + (13,26 - 17,47)^2} = 161,05$ | 1       |
| 2     | $\sqrt{(257 - 85)^2 + (24,64 - 13,26)^2} = 172,37$ | $\sqrt{(257 - 246)^2 + (24,64 - 17,47)^2} = 13,13$ | 2       |
| 3     | $\sqrt{(316 - 85)^2 + (25,67 - 13,26)^2} = 231,33$ | $\sqrt{(316 - 246)^2 + (25,67 - 17,47)^2} = 70,47$ | 2       |
| 4     | $\sqrt{(246 - 85)^2 + (17,47 - 13,26)^2} = 161,05$ | $\sqrt{(246 - 246)^2 + (17,47 - 17,47)^2} = 0$     | 2       |

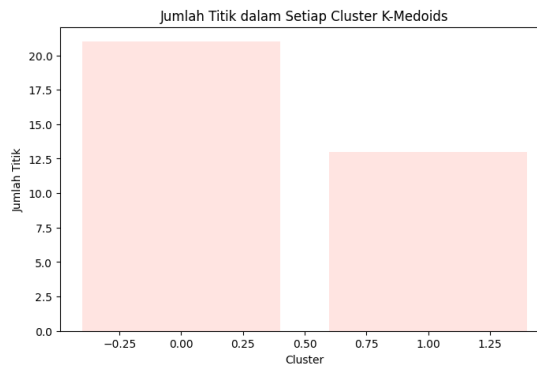
Total jarak dari masing-masing *cluster* adalah:

Total Jarak  $C_1 = 161,05$  Total Jarak  $C_2 = 172,37 + 231,33 + 161,05 = 564,75$

Lalu pilih kembali medoid secara acak, dan lakukan langkah yang sama hingga  $S$  (Total Simpangan)  $> 0$ . Iterasi dilanjutkan menggunakan *software python*.

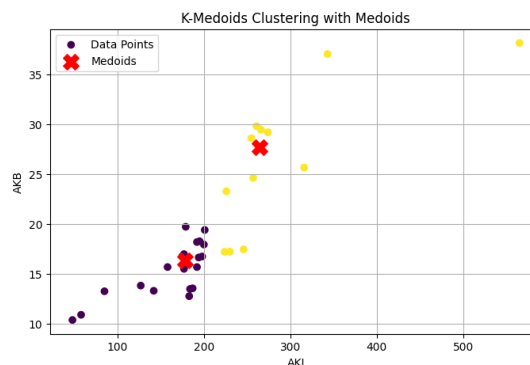
### Menentukan Anggota Setiap Cluster

Selanjutnya menentukan anggota setiap *cluster*, dua *cluster* yang telah terbentuk memiliki masing-masing anggota tiap *cluster* nya yaitu untuk *cluster* 1 sebanyak 21 Provinsi dan *cluster* 2 sebanyak 13 Provinsi. Visualisasi banyaknya anggota tiap *cluster* dapat dilihat pada Gambar 3.



**Gambar 3.** Jumlah Anggota Tiap Cluster

*Cluster* 1 memiliki lebih banyak anggota dibanding *cluster* 2 dengan karakteristik dapat dilihat melalui *scatter plot* pada gambar 4.



**Gambar 4.** Scatter Plot Hasil Clustering

Berdasarkan Gambar 4. terlihat bahwa *Cluster* 1 (berwarna ungu) terdiri dari wilayah-wilayah AKI dan AKB yang relatif lebih rendah, ditandai oleh penyebaran titik data di sisi kiri bawah grafik, sedangkan *Cluster* 2 (berwarna kuning) mencakup wilayah dengan AKI dan AKB yang lebih tinggi, terlihat dari titik-titik yang tersebar di sisi kanan atas grafik. Hal ini menunjukkan bahwa wilayah dalam Cluster 1 cenderung memiliki kondisi kesehatan ibu dan bayi yang lebih baik dibandingkan dengan Cluster 2, yang perlu menjadi perhatian karena angka kematian yang tinggi dapat mengindikasikan kurangnya layanan kesehatan yang memadai.

**Tabel 4.** Karakteristik Setiap Cluster

| Cluster | Label         | N  | Rata-Rata |     |
|---------|---------------|----|-----------|-----|
|         |               |    | AKI       | AKB |
| 1       | Risiko Rendah | 21 | 163       | 15  |
| 2       | Risiko Tinggi | 13 | 287       | 27  |

Pada Tabel 4. menjelaskan jika *cluster* 1 memiliki rata-rata AKI dan AKB lebih sedikit yaitu sebesar 163 dan 15 dibanding *cluster* 2 yang memiliki rata-rata AKI dan AKB sebesar 287 dan 27 Sehingga untuk *cluster* 1 penulis beri label Kelompok Rendah sedangkan *cluster* 2 diberi Kelompok Tinggi. Berdasarkan hasil analisis, provinsi yang tergolong dalam *cluster* 1 antara lain Aceh, Sumatera Utara, Sumatera Barat, Riau, Jambi, Sumatera Selatan, Bengkulu, Lampung, Kepulauan Bangka Belitung, Kepulauan Riau, DKI Jakarta, Jawa Barat, Jawa Tengah, DI Yogyakarta, Jawa Timur, Banten, Bali, Kalimantan Tengah, Kalimantan Timur, Kalimantan Utara, dan Sulawesi Selatan. Provinsi-provinsi ini memiliki karakteristik yang relatif lebih baik dilihat dari indikator AKI dan AKB sehingga dapat dikategorikan sebagai wilayah dengan risiko rendah. Sementara itu, *cluster* 2 terdiri dari provinsi Nusa Tenggara Barat, Nusa Tenggara Timur, Kalimantan Barat, Kalimantan Selatan, Sulawesi Utara, Sulawesi Tengah, Sulawesi Tenggara, Gorontalo, Sulawesi Barat, Maluku, Maluku Utara, Papua Barat, dan Papua. Wilayah-wilayah ini memiliki nilai AKI dan AKB yang relatif lebih tinggi sehingga dikategorikan sebagai wilayah dengan risiko tinggi, yang memerlukan perhatian dan intervensi lebih lanjut dalam sektor kesehatan ibu dan anak. Hasil pengelompokan provinsi berdasarkan indikator AKI dan AKB divisualisasikan pada Gambar 5.



**Gambar 5.** Peta Sebaran AKI dan AKB di Indonesia

#### D. Kesimpulan

Dari hasil analisis diperoleh dua cluster utama, yaitu cluster 1 yang terdiri dari wilayah dengan nilai rata-rata AKI dan AKB rendah, serta cluster 2 yang terdiri dari wilayah dengan nilai rata-rata AKI dan AKB tinggi. Wilayah yang tergabung dalam cluster 2 perlu mendapatkan perhatian lebih, khususnya dalam peningkatan akses serta kualitas pelayanan kesehatan ibu dan anak. Sementara itu, wilayah dalam cluster 1 menunjukkan pencapaian yang relatif lebih baik dalam indikator kesehatan tersebut. Oleh karena itu, hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi masukan bagi pemerintah dalam merumuskan kebijakan yang lebih tepat sasaran, terutama untuk memperbaiki kondisi wilayah-wilayah yang termasuk dalam cluster 2.

#### Ucapan Terimakasih

Ucapan terima kasih kami sampaikan kepada semua pihak yang telah berkontribusi dalam pelaksanaan penelitian ini. Terima kasih kepada institusi akademik yang menyediakan fasilitas dan dukungan teknis, para dosen pembimbing yang telah memberikan arahan serta masukan berharga, dan rekan-rekan sejawat yang turut membantu dalam proses pengumpulan serta analisis data.

#### Daftar Pustaka

Agustin, E. N., Madani, J. F., Azzahra, K. A., & Istanti, N. D. (2023). Evaluasi pelaksanaan program Jaminan Kesehatan Nasional (JKN) dalam upaya meningkatkan akses kesehatan masyarakat di Indonesia. *Jurnal Anestesi*, 1(3), 34-45.

- Ajeng Mega Pratiwi, & Mutaqin, A. K. (2021). Penerapan Algoritma Naïve Bayes Classifier dalam Memprediksi Status Keberlanjutan Polis Nasabah Asuransi PT.X. *Jurnal Riset Statistika*, 1(2), 117–126. <https://doi.org/10.29313/jrs.v1i2.435>
- Alma Zahra Sartono, & Abdul Kudus. (2025). Pengelompokan Perangkat Daerah di Jawa Barat Berdasarkan Jenis Pajak Menggunakan Metode K-Medoids. *Bandung Conference Series: Statistics*, 5(1), 61–70. <https://doi.org/10.29313/bcss.v5i1.16792>
- ANALISIS K-MEDOIDS CLUSTERING METODE ELBOW PADA KASUS COVID-19 DI PROVINSI DKI JAKARTA*. (n.d.).
- Kebakaran Hutan, P., Berdasarkan Persebaran Titik Panas Dyang Falila Pramesti, L., Tanzil Furqon, M., & Dewi, C. (2017). *Implementasi Metode K-Medoids Clustering Untuk Pengelompokan Data* (Vol. 1, Issue 9). <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- Ningrum, H., Irawan, E., Ridwan Lubis, M., Tunas Bangsa, S., Utara, S., Tunas Bangsa, A., & Jln Sudirman Blok No, I. A. (n.d.). *Implementasi K-Medoids Dalam Pengelompokan Data Penyakit Alergi Pada Anak (Haryati Ningrum) |130 Implementasi Metode K-Medoids Clustering Dalam Pengelompokan Data Penyakit Alergi Pada Anak*. 6, 130–139. <https://tunasbangsa.ac.id/ejurnal/index.php/jurasik>
- Nurfauzan, A. F., & Darwis, S. (2024). Clustering Probabilistic Seismic Hazard Analysis Temporal Epidemic-Type Aftershock Sequence untuk Premi Asuransi. *Jurnal Riset Statistika*, 41–48. <https://doi.org/10.29313/jrs.v4i1.3864>
- Nurritzka, R. H., & Wahyono, T. Y. M. (2018). Disparitas Kematian Maternal di Indonesia: Studi Ekologi dengan Analisis Spasial. *Media Kesehatan Masyarakat Indonesia*, 14(2), 119. <https://doi.org/10.30597/mkmi.v14i2.3630>
- Trianto Syahbannu Prayoga, & Suliadi. (2024). Korelasi Rank-Spearman pada Hubungan Beberapa Variabel Produk Domestik Regional Bruto. *Jurnal Riset Statistika*, 137–144. <https://doi.org/10.29313/jrs.v4i2.5162>
- Viqri, Z. S. C., & Kurniati, E. (2023). Perbandingan Penerapan Metode Fuzzy Time Series Model Chen-Hsu dan Model Lee dalam Memprediksi Kurs Rupiah terhadap Dolar Amerika. *DataMath: Journal of Statistics and Mathematics*, 1(1), 19–26. <https://doi.org/10.29313/datamath.v1i1.12>
- Zakiyatis Salmaini, & Suliadi. (2021). SPC (Statistical Process Control) Fase II Diagram Kendali Cusum (Cumulative Sum) Nonparametrik Berdasarkan Statistik Mann-Whitney Pada Data Harga Saham PT NO. *Jurnal Riset Statistika*, 1(2), 83–91. <https://doi.org/10.29313/jrs.v1i2.404>