

PENGGUNAAN PARTITIONING AROUND MEDOIDS (PAM) DALAM KLASTERISASI TINGKAT KESEJAHTERAAN KABUPATEN/KOTA DI PROVINSI SULAWESI SELATAN

Irwan¹, Ja`faruddin², Rika Rahayu Ningsih³

Universitas Negeri Makassar^{1,2,3}

Email: irwanthaha@unm.ac.id¹, jafaruddin@unm.ac.id²,
rikarahayunhingsih@gmail.com³

Coressponding Author: Irwan email: irwanthaha@unm.ac.id

Abstrak. Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif untuk mengelompokkan Tingkat Kesejahteraan Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan menggunakan metode PAM. Algoritma PAM yang biasa dikenal dengan K-Medoids adalah algoritma yang mengimplementasikan objek yaitu medoid sebagai pusat di setiap klaster. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah Umur Harapan Hidup (X1), Angka Melek Huruf (X2), Persentase Pengeluaran Per Kapita Untuk Makanan (X3), Persentase Penduduk Miskin (X4), Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (X5), dan Gini Rasio (X6) di Sulawesi Selatan Tahun 2023 yang didapat dari website Badan Pusat Statistik. Data dianalisis dengan mencoba beberapa jumlah klaster $k=2,3,4$ dan 5 dan dievaluasi menggunakan metode Silhouette Coefficient untuk menentukan jumlah klaster yang paling optimal. Hasil penelitian menunjukkan penerapan algoritma PAM menghasilkan nilai Silhouette Coefficient sebesar 0,31 dengan jumlah k sebanyak 2 klaster. Klaster 1 terdiri 8 kabupaten/kota yaitu Kep. Selayar, Jeneponto, Pangkajene dan Kepulauan, Enrekang, Luwu, Tana Toraja, Luwu Utara, dan Toraja Utara dengan karakteristik (X1), (X2), dan (X5) bernilai rendah, sedangkan (X3), (X4), dan (X6) bernilai tinggi. Klaster 2 terdiri dari 16 kabupaten/kota yaitu Bulukumba, Bantaeng, Takalar, Gowa, Sinjai, Maros, Barru, Bone, Soppeng, Wajo, Sidenreng Rappang, Pinrang, Luwu Timur, Kota Makassar, Kota Palopo, dan Kota Pare-Pare dengan karakteristik (X1), (X2), dan (X5) yang Tinggi, sedangkan (X3), (X4), dan (X6) bernilai rendah.

Kata Kunci: **Analisis Klaster, Partitioning Around Medoid (PAM), Silhouette Coefficient, Tingkat Kesejahteraan**

Abstract. This study is a quantitative research aimed at clustering the Welfare Levels of Regencies/Cities in South Sulawesi Province using the PAM method. The PAM algorithm, commonly known as K-Medoids, is an algorithm that implements objects called medoids as the centers of each cluster. The data used in this research includes Life Expectancy (X1), Literacy Rate (X2), Percentage of Per Capita Expenditure on Food (X3), Poverty Rate (X4), Labor Force Participation Rate (X5), and Gini Ratio (X6) in South Sulawesi in 2023, obtained from the official website of BPS. The data were analyzed by testing several cluster numbers, namely $k = 2, 3, 4$, and 5, and evaluated using the Silhouette Coefficient method to determine the most optimal number of clusters. The results show that the application of the PAM algorithm produced a Silhouette Coefficient value of 0.31 with $k = 2$ clusters. Cluster 1 consists of 8 regencies/cities, namely Kepulauan Selayar, Jeneponto, Pangkajene dan Kepulauan, Enrekang, Luwu, Tana Toraja, Luwu Utara, and Toraja Utara, characterized by low values of (X1), (X2), and (X5), and high values of (X3), (X4), and (X6). Cluster 2 consists of 16 regencies/cities, namely Bulukumba, Bantaeng, Takalar, Gowa, Sinjai, Maros, Barru, Bone, Soppeng, Wajo, Sidenreng Rappang, Pinrang, Luwu Timur, Makassar, Palopo, and Parepare, characterized by high values of (X1), (X2), and (X5), and low values of (X3), (X4), and (X6).

Keywords: **Cluster Analysis, Partitioning Around Medoid (PAM), Silhouette Coefficient, Welfare Levels**

A. Pendahuluan

Analisis klaster merupakan teknik *unsupervised learning* untuk mengelompokkan data ke dalam kategori berdasarkan kemiripan objek. Tujuannya adalah memaksimalkan kesamaan dalam klaster dan meminimalkan kesamaan antar klaster. Metode klaster terbagi dua, yaitu hierarki dan non-hierarki



(Septiani dkk., 2023). Metode hierarki mengelompokkan objek berdasarkan jarak kedekatan dan divisualisasikan dalam dendogram (Hermanto & Muhyidin, 2021). Objek serupa dikelompokkan berdekatan, sedangkan objek berbeda dipisahkan (Firdaus & Sofro, 2022). Sementara itu, metode non-hierarki mengelompokkan data berdasarkan kesamaan karakteristik (Butar & Parulian, 2023). Contoh metode hierarki meliputi *single linkage*, *complete linkage*, *average linkage*, dan *ward*, sedangkan non-hierarki mencakup *k-means* dan *Partitioning Around Medoids* (PAM) (Heraldi dkk., 2019). *K-Means* membagi data menjadi beberapa kelompok dengan karakteristik serupa. PAM atau *K-Medoids* adalah varian dari *K-Means* yang menggunakan objek sebagai pusat klaster (Azmi dkk., 2023). PAM dikembangkan karena *K-Means* sensitif terhadap *outlier* yang dapat mempengaruhi hasil klasterisasi (Herviany dkk., 2021). Algoritma PAM merepresentasikan setiap klaster dengan *medoid*, yaitu objek pusat dalam klaster (Wira dkk., 2019).

Beberapa penelitian terkait metode PAM atau *K-Medoids* menunjukkan performa yang baik dalam berbagai konteks. Irwan dkk. (2024) membandingkan algoritma *K-Medoids* dengan CLARA untuk pengelompokan tingkat pencemaran udara di Sulawesi Selatan, dan menemukan bahwa *K-Medoids* memiliki akurasi dan *recall* yang lebih tinggi. Dalam studi lainnya, Irwan dkk. (2022) menggunakan *K-Medoids* untuk pemetaan pencemaran udara dan memperoleh nilai koefisien *Silhouette* tertinggi sebesar 0,56 dengan dua klaster dari 96 data, serta menyimpulkan bahwa banyaknya klaster dan data memengaruhi kualitas pengelompokan. Sementara itu, Sulistyawati & Sadikin, (2021) menunjukkan bahwa algoritma *K-Medoids* efektif dalam segmentasi pelanggan berbasis data transaksi pada bisnis online.

Kesejahteraan merupakan tujuan setiap individu dan menjadi tanggung jawab negara sebagaimana tertuang dalam Pembukaan UUD 1945 alinea keempat. Untuk mengukurnya, diperlukan indikator yang mencerminkan berbagai dimensi kehidupan. Menurut Nurmin dkk. (2022), indikator kesejahteraan mencakup aspek kemiskinan, kesehatan, ketenagakerjaan, pendidikan, perumahan, dan konsumsi. Indra dkk. (2021) menggunakan *Self Organizing Maps* (SOM) untuk mengelompokkan provinsi di Indonesia berdasarkan indikator seperti umur harapan hidup, persentase penduduk miskin, pengeluaran per kapita, partisipasi angkatan kerja, dan gini rasio. Data BPS (2022) juga menegaskan pentingnya indikator seperti Umur Harapan Hidup, Angka Melek Huruf, Pengeluaran Per Kapita untuk Makanan, dan Gini Ratio.

Tingkat kesejahteraan sering dijadikan tolak ukur keberhasilan pembangunan. Oleh karena itu, pengelompokan wilayah berdasarkan kesamaan karakteristik kesejahteraan menjadi strategi penting dalam merumuskan kebijakan yang tepat sasaran. Sulawesi Selatan, dengan keragaman sosial dan ekonomi antar wilayahnya, membutuhkan pendekatan analitis seperti PAM yang mampu membentuk klaster stabil dan representatif. Tidak seperti *K-Means* yang sensitif terhadap *outlier*, PAM menggunakan titik data aktual (*medoid*) sebagai pusat klaster, sehingga hasilnya lebih dapat diinterpretasikan.

Penelitian ini menggunakan algoritma *Partitioning Around Medoids* (PAM) untuk mengelompokkan kabupaten/kota di Provinsi Sulawesi Selatan berdasarkan tingkat kesejahteraan masyarakat. Pertumbuhan penduduk yang pesat menuntut perhatian serius terhadap kualitas hidup dan kesejahteraan masyarakat. Penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan pengelompokan yang menjadi dasar kebijakan pembangunan yang lebih efektif dan berkeadilan

B. Metode Penelitian

Jenis penelitian yang digunakan adalah penelitian kuantitatif, yaitu metode penelitian yang menggunakan data berupa angka untuk menganalisis suatu fenomena. Data dikumpulkan, disusun, dirangkum, dan disajikan dalam bentuk angka atau statistik. Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh secara online dari Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Sulawesi Selatan melalui laman <https://sulsel.bps.go.id/id>. Penelitian ini mencakup 24 kabupaten/kota di Sulawesi Selatan dengan indikator kesejahteraan pada tahun 2023. Variabel penelitian meliputi Umur Harapan Hidup, Angka Melek Huruf, Persentase Pengeluaran Per Kapita untuk Makanan, Persentase Penduduk Miskin, Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja, dan Gini Rasio.

Proses penelitian ini diawali dengan mengumpulkan data kesejahteraan yang meliputi Umur Harapan Hidup, Angka Melek Huruf, Persentase Pengeluaran Perkapita untuk Makanan, Persentase Penduduk Miskin, Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja, serta Gini Rasio di kabupaten/kota Provinsi



Sulawesi Selatan tahun 2023. Data tersebut kemudian diinput dan dianalisis secara deskriptif. Selanjutnya dilakukan pengecekan outlier dan uji multikolinearitas menggunakan nilai Variance Inflation Factor (VIF), di mana multikolinearitas dinyatakan terjadi jika $VIF \geq 10$ atau korelasi antarvariabel $\geq 0,8$ (Mahmudan, 2020). Setelah itu, dilakukan preprocessing data berupa normalisasi, penentuan banyak klaster (k), serta analisis klaster dengan metode Partitioning Around Medoids (PAM). Evaluasi jumlah klaster terbaik ditentukan berdasarkan nilai Silhouette Coefficient tertinggi (Bahri & Midyanti, 2023). Tahap akhir mencakup penarikan kesimpulan hasil pengelompokan klaster dan visualisasi data melalui peta.

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

1. Analisis Deskriptif Data

Tabel 1 menyajikan deskriptif data digunakan untuk mengetahui sebaran nilai dari variabel Umur Harapan Hidup (X1), Angka Melek Huruf (X2), Persentase Pengeluaran Per Kapita untuk Makanan (X3), Persentase Penduduk Miskin (X4), Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (X5), dan Gini Rasio (X6) di Provinsi Sulawesi Selatan tahun 2023, meliputi nilai rata-rata, minimum, maksimum, dan median.

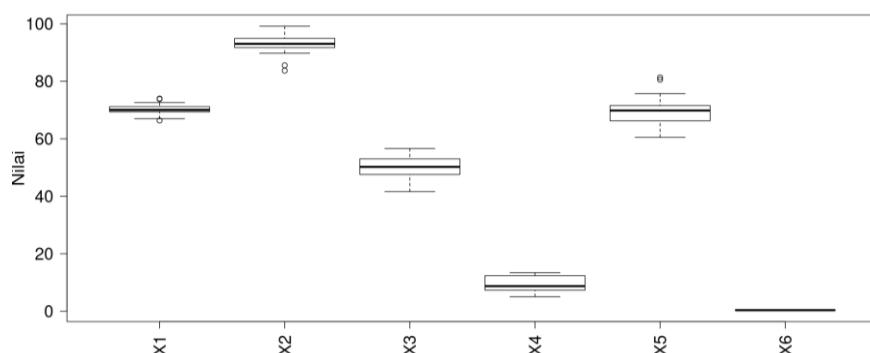
Tabel 1. Analisis Deskriptif Data Variabel Tingkat Kesejahteraan Tahun 2023

Variabel	Keterangan	Mean	Maksimum	Minimum	Median
X1	Umur Harapan Hidup	70,26	73,99	66,36	70,06
X2	Angka Melek Huruf	93,00	99,15	83,72	93,05
X3	Persentase Pengeluaran Perkapita berupa Makanan	50,12	56,61	41,62	50,23
X4	Persentase Penduduk Miskin	9,33	13,40	5,07	8,76
X5	Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja	69,78	81,35	60,51	69,83
X6	Gini Rasio	0,36	0,385	0,34	0,36

Berdasarkan Tabel 1, tingkat kesejahteraan masyarakat di Provinsi Sulawesi Selatan tahun 2023 menunjukkan capaian yang relatif baik, ditandai dengan rata-rata Umur Harapan Hidup sebesar 70,26 tahun dan Angka Melek Huruf mencapai 93 persen. Meskipun demikian, masih terdapat variasi antar daerah, khususnya pada variabel Persentase Pengeluaran Perkapita untuk makanan (41,62–56,61 persen), Persentase Penduduk Miskin (5,07–13,40 persen), serta Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (60,51–81,35 persen), yang menunjukkan adanya kesenjangan kesejahteraan antar wilayah. Sementara itu, nilai rata-rata Gini Rasio sebesar 0,36 mengindikasikan ketimpangan pendapatan berada pada kategori sedang dengan variasi yang relatif kecil antar kabupaten/kota.

2. Uji Data *Outlier*

Algoritma PAM digunakan untuk mengelompokkan data yang mengandung nilai *outlier*. Oleh karena itu dilakukan pengecekan *outlier* dengan metode *boxplot*.



Gambar 1. Deteksi Outlier



Berdasarkan *output* pada Gambar 1, terlihat bahwa metode *boxplot* mengidentifikasi adanya data *outlier*. Outlier ditunjukkan oleh titik-titik yang berada di luar rentang diagram *boxplot*. Adapun variabel yang memiliki data *outlier* adalah X1, X2, dan X5. Dengan demikian, analisis dapat dilanjutkan pada tahap berikutnya karena metode PAM memiliki kemampuan dalam menangani data *outlier*.

3. Uji Multikolinearitas

Dengan menggunakan matriks korelasi, diperoleh hasil seperti pada Tabel 2.

Tabel 2. Matriks Korelasi Data Tahun 2023

	X1	X2	X3	X4	X5	X6
X1	1	0,4704	-0,1112	-0,1863	0,4430	0,3395
X2	0,4704	1	-0,4217	-0,2542	-0,1825	0,3106
X3	-0,1112	-0,4217	1	0,7491	-0,0181	-0,0094
X4	-0,1863	-0,2542	0,7491	1	-0,1545	0,2855
X5	0,4430	-0,1825	-0,0181	-0,1545	1	0,1392
X6	0,3395	0,3106	-0,0094	0,2855	0,1392	1

Berdasarkan Tabel 2, diketahui bahwa nilai dari koefisien korelasi dari semua variabel kurang dari 0,8, sehingga pada data ini tidak terjadi multikolinearitas. Untuk mempertegas hasil bahwa tidak terjadi multikolinearitas antar variabel independen, maka dalam penelitian ini juga mencari Nilai *Variance Inflation Factor* (VIF). Pengujian multikolinearitas memperhatikan nilai VIF, jika nilai VIF yang diperoleh ≤ 10 , maka tidak terjadi multikolinearitas.

Tabel 3, menunjukkan nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) untuk data Umur Harapan Hidup, Angka Melek Huruf, Persentase Pengeluaran Perkapita untuk Makanan, Persentase Penduduk Miskin, Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja, dan Gini Rasio tahun 2023.

Tabel 3. Nilai VIF Data Tahun 2023

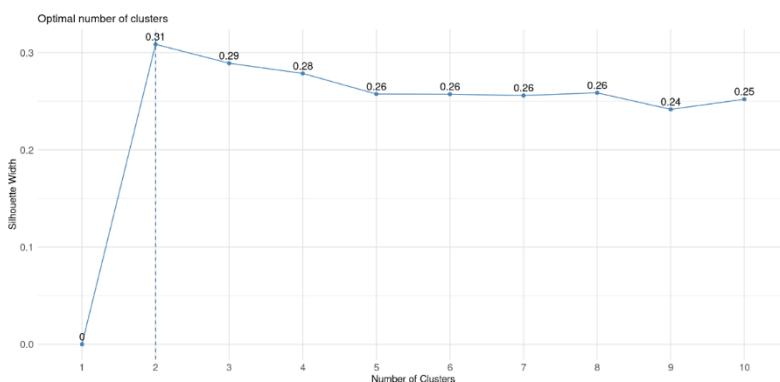
Variabel	VIF
X1	3,2060
X2	3,3766
X3	2,0805
X4	2,3049
X5	3,3012
X6	2,815

Berdasarkan Tabel 3 diperoleh semua variabel memiliki nilai $VIF \leq 10$, maka disimpulkan tidak terjadi multikolinearitas atau Non-Multikolinearitas.

4. Pengelompokan Metode PAM

Banyaknya klaster dalam pengelompokan metode PAM adalah $k = 2, 3, 4$ dan 5 . Pengelompokan terbaik adalah pengelompokan dengan nilai *Sillhouette Coefficient* terbesar. Analisis grafik besarnya nilai *sillhouette coefficient* pada Gambar 2 menunjukkan pengelompokan dengan nilai *sillhouette coefficient* terbesar adalah pengelompokan dengan $k = 2$ (k adalah banyaknya klaster). Nilai *sillhouette coefficient* pada $k = 2$ adalah $0,31$ untuk data Umur Harapan Hidup (X1), Angka Melek Huruf (X2), Persentase Pengeluaran Perkapita berupa Makanan (X3), Persentase Penduduk Miskin (X4), Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (X5), dan Gini Rasio (X6) Provinsi Sulawesi Selatan tahun 2023.





Gambar 2. Nilai Silhouette Coefficient

5. Metode PAM dengan Inisiasi Klaster Terbaik

Nilai $k = 2$ sebagai k dengan nilai *sillhouette coefficient* tertinggi untuk data tingkat kesejahteraan kabupaten/kota 2023 yang terdiri dari 2 klaster yaitu klaster 1 terdiri dari 8 kabupaten/kota. Kemudian klaster 2 terdiri dari 16 kabupaten/kota. Pengelompokan terbentuk dikarenakan adanya persamaan nilai jarak dari masing-masing karakteristik kabupaten/kota tersebut dalam 1 klaster. Karakteristik pengelompokan dengan data Umur Harapan Hidup (X1), Angka Melek Huruf (X2), Persentase Pengeluaran Perkapita berupa Makanan (X3), Persentase Penduduk Miskin (X4), Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (X5), dan Gini Rasio (X6) Provinsi Sulawesi Selatan tahun 2023 dengan banyak klaster 2 dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Karakteristik Pengelompokan PAM Data Tingkat Kesejahteraan Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2023

Klaster ke-	Rata-rata X1	Rata-rata X2	Rata-rata X3	Rata-rata X4	Rata-rata X5	Rata-rata X6
1	70,24	92,71	54,35	12,67	69,60	0,37
2	70,27	93,14	48,001	7,66	69,87	0,36

Klaster 1 ditandai dengan umur harapan hidup (X1) sebesar 70,24 tahun dan angka melek huruf (X2) sebesar 92,71 persen yang relatif tinggi, meskipun sedikit lebih rendah dibandingkan klaster 2. Karakteristik yang menonjol dari klaster ini adalah persentase pengeluaran per kapita (X3) yang cukup besar, yaitu 54,35 persen. Namun, klaster 1 juga memiliki persentase penduduk miskin (X4) yang lebih tinggi (12,67 persen) serta gini rasio (X6) lebih besar yaitu 0,37. Sementara itu, tingkat partisipasi angkatan kerja (X5) sebesar 69,60 persen, sedikit lebih rendah dibandingkan klaster 2. Hal ini menunjukkan bahwa masih terdapat permasalahan terkait kemiskinan dan ketimpangan.

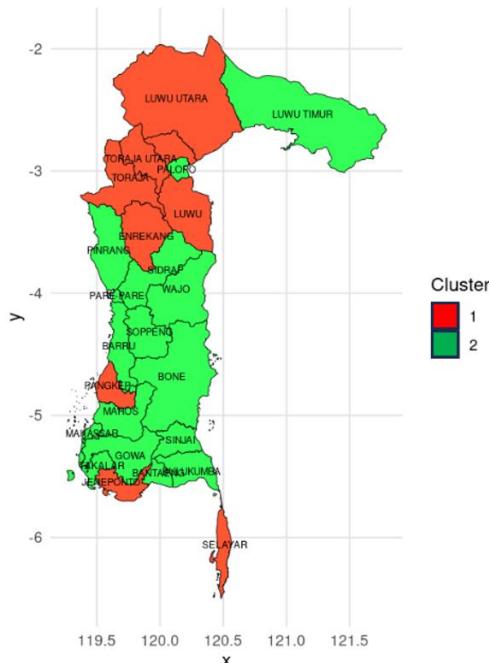
Klaster 2 memiliki umur harapan hidup (X1) sebesar 70,27 tahun yang hampir sama dengan klaster 1, tetapi unggul dalam angka melek huruf (X2) sebesar 93,14 persen. Di sisi lain, persentase pengeluaran per kapita berupa makanan (X3) sebesar 48,00 persen lebih rendah dibandingkan klaster 1. Namun, klaster ini menunjukkan kondisi yang lebih baik dalam hal kesejahteraan karena persentase penduduk miskin (X4) lebih rendah (7,66 persen), tingkat partisipasi angkatan kerja (X5) lebih tinggi (69,87 persen), serta gini rasio (X6) yang lebih kecil (0,36). Dengan demikian, klaster 2 mencerminkan daerah dengan kondisi pendidikan, partisipasi kerja, serta pemerataan yang relatif lebih baik.

Tabel 5. Anggota klaster 1 dan klaster 2 untuk data tingkat kesejahteraan Provinsi Sulawesi Selatan tahun 2023

Klaster	Anggota
1	Kepulauan Selayar, Jeneponto, Pangkajene dan Kepulauan, Enrekang, Luwu, Tana Toraja, Luwu Utara, Toraja Utara
2	Bulukumba, Bantaeng, Takalar, Gowa, Sinjai, Maros, Barru, Bone, Soppeng, Wajo, Sidenreng Rappang, Pinrang, Luwu Timur, Kota Makassar, Kota Palopo, Kota Pare-Pare



Tabel 5, menunjukkan bahwa kota-kota besar di Sulawesi Selatan berada pada klaster yang sama (klaster 2), berarti daerah tersebut sudah memiliki tingkat kesejahteraan yang sama. Selanjutnya daerah yang berada di klaster lainnya masih membutuhkan perhatian dari pemerintah agar tingkat kesejahteraan merata di seluruh daerah Sulawesi Selatan.



Gambar 3. Peta sebaran pengelompokan metode PAM data tingkat kesejahteraan Provinsi Sulawesi Selatan tahun 2023

Gambar 3 menunjukkan bahwa masih adanya daerah di Provinsi Sulawesi Selatan yang mempunyai status tingkat kesejahteraan yang rendah yang ditandai dengan warna merah pada peta. Warna hijau menunjukkan daerah dengan tingkat kesejahteraan yang tinggi. Hasil pegelompokan ini menunjukkan bahwa beberapa daerah di Sulawesi Selatan memiliki tingkat kesejahteraan yang berbeda dengan daerah lain, sehingga menjadi referensi bagi pemangku kepentingan untuk kebijakan pembangunan kesejahteraan yang efektif dan berkeadilan.

D. Kesimpulan

Hasil analisis menunjukkan pengelompokan terbaik tingkat kesejahteraan kabupaten/kota di Sulawesi Selatan tahun 2023 terbentuk dalam 2 klaster dengan nilai *sillhouette coefficient* sebesar 0,31. Kota-kota besar di Sulawesi Selatan berada pada klaster yang sama (klaster 2), berarti daerah tersebut sudah memiliki tingkat kesejahteraan yang cukup merata. Selanjutnya daerah yang berada di klaster lainnya masih membutuhkan perhatian dari pemerintah agar tingkat kesejahteraan merata di seluruh daerah Sulawesi Selatan.

DAFTAR PUSTAKA

Azmi, M., Putra, A. A., Vionanda, D., & Salma, A. (2023). Comparison of the Performance of the K-Means and K-Medoids Algorithms in Grouping Regencies/Cities in Sumatera Based on Poverty Indicators. UNP Journal of Statistics and Data Science, 1(2), 59–66. <https://doi.org/10.24036/ujsds/vol1-iss2/25>

Bahri, S., & Midyanti, D. M. (2023). Penerapan Metode K-Medoids untuk Pengelompokan Mahasiswa Berpotensi Drop Out. Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer, 10(1), 165–172. <https://doi.org/10.25126/jtiik.20231016643>



Butar, B., & Parulian, R. (2023). Analisis Hierarchical Dan Non-Hierarchical Clustering Untuk Pengelompokan Potensi Ekonomi Kelautan Indonesia 2021. *Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi (JustIN)*, 11(3), 543. <https://doi.org/10.26418/justin.v11i3.67283>

Firdaus, H., & Sofro, A. (2022). Analisa Cluster Menggunakan K-Means Dan Fuzzy C-Means Dalam Pengelompokan Provinsi Menurut Data Intesitas Bencana Alam Di Indonesia Tahun 2017-2021. *MATHunesa: Jurnal Ilmiah Matematika*, 10(1), 50–60. <https://doi.org/10.26740/mathunesa.v10n1.p50-60>

Heraldi, H. Y., Aprilia, N. C., & Pratiwi, H. (2019). Analisis Cluster Intensitas Kebencanaan di Indonesia Menggunakan Metode K-Means. *Indonesian Journal of Applied Statistics*, 2(2), 137. <https://doi.org/10.13057/ijas.v2i2.34911>

Hermanto, T. I., & Muhyidin, Y. (2021). Analisis Sebaran Titik Rawan Bencana dengan K-Means Clustering dalam Penanganan Bencana. *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, 5(1), 406.

Herviany, M., Putri Delima, S., Nurhidayah, T., & Kasini, K. (2021). Perbandingan Algoritma K-Means dan K-Medoids untuk Pengelompokan Daerah Rawan Tanah Longsor Pada Provinsi Jawa Barat. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 1(1), 34–40. <https://doi.org/10.57152/malcom.v1i1.60>

Indra, Y. A., Utami, T. W., & Nur, I. M. (2021). Pengelompokan Provinsi Di Indonesia Berdasarkan Indikator Kesejahteraan Masyarakat Menggunakan Metode Algoritma Self Organizing Maps (SOM). *Jurnal Fakultas Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam*. <https://repository.unimus.ac.id>

Irwan, Wahyuni, M. S., Sulaiman, & Mu'adz, A. M. (2022). Analisis K-Medoid Untuk Pemetaan Tingkat Pencemaran Udara di Provinsi Sulawesi Selatan. *Journal of Mathematics Computations and Statistics*, 5(2), 106. <https://doi.org/10.35580/jmathcos.v5i2.38215>

Irwan, Wahyuni, M. S., Sutamrin, & Muadz, A. M. (2024). Perbandingan Penggerombolan Tingkat Pencemaran Udara Dengan K-Medoid Dan (Iku) Di Provinsi Sulawesi Selatan. 7, 27–43.

Mahmudan, A. (2020). Clustering of District or City in Central Java Based COVID-19 Case Using K-Means Clustering. *Jurnal Matematika, Statistika Dan Komputasi*, 17(1), 1–13. <https://doi.org/10.20956/jmsk.v17i1.10727>

Nurmin, D., Hayati, M. N., & Goejantoro, R. (2022). Penerapan Metode Fuzzy C-Means Pada Pengelompokan Kabupaten / Kota di Pulau Kalimantan Berdasarkan Indikator Kesejahteraan Rakyat Tahun 2020 Application of the Fuzzy C-Means Method in the Grouping of Regencies / Cities in Kalimantan Island Based on People. 13, 189–196.

Septiani, A. V., Hasibuan, R. A., Fitrianto, A., Erfiani, & Pradana, A. N. (2023). Penerapan Metode K-Medoids dalam Pengklasteran Kab/Kota di Provinsi Jawa Barat Berdasarkan Intensitas Bencana Alam di Jawa Barat pada Tahun 2020-2021. *Statistika*, 23(2), 147–155. <https://doi.org/10.29313/statistika.v23i2.3057>



Sulistyawati, A. A. D., & Sadikin, M. (2021). Penerapan Algoritma K-Medoids Untuk Menentukan Segmentasi Pelanggan. Sistemasi, 10(3), 516. <https://doi.org/10.32520/stmsi.v10i3.1332>

Wira, B., Budianto, A. E., & Wiguna, A. S. (2019). Implementasi Metode K-Medoids Clustering Untuk Mengetahui Pola Pemilihan Program Studi Mahasiswa Baru Tahun 2018 Di Universitas Kanjuruhan Malang. RAINSTEK : Jurnal Terapan Sains & Teknologi, 1(3), 53–68. <https://doi.org/10.21067/jtst.v1i3.3046>



<https://doi.org/10.30605/proximal.v8i4.7083>