

Pengelompokkan Kabupaten/Kota di Pulau Jawa Berdasarkan Faktor Kemiskinan Menggunakan Metode *Hierarchical Clustering*

Alivia Putrian Wijaya ¹, Apmi Salma Kinanthi ², Dwi Yanawati ³, Siti Syamsidar ⁴, Edy Widodo ^{5*}

^{1,2,3,4,5} Statistika, Universitas Islam Indonesia

* Corresponding Author. E-mail: edywidodo@uui.ac.id

Abstrak

Kemiskinan merupakan tantangan besar bagi negara berkembang, termasuk Indonesia. Tingginya kemiskinan di Pulau Jawa, sebagai pusat kegiatan ekonomi, menjadi perhatian utama. Penelitian ini mengelompokkan kabupaten/kota di Pulau Jawa berdasarkan tingkat kemiskinan dan karakteristik sosial-ekonomi menggunakan data Produk Domestik Regional Bruto (PDRB), Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT), Indeks Pembangunan Manusia (IPM), dan Upah Minimum Kabupaten/Kota (UMK) tahun 2023 dari BPS. Metode *hierarchical clustering* dengan algoritma *ward linkage* dipilih karena menghasilkan nilai koefisien *agglomerative* tertinggi sebesar 0,9625. Analisis menghasilkan tiga *cluster*: kemiskinan rendah, sedang, dan tinggi. Daerah dengan kemiskinan tinggi didominasi oleh wilayah pedesaan di Jawa Tengah dan Jawa Timur, sedangkan kemiskinan rendah berada di kawasan perkotaan dengan aktivitas ekonomi tinggi. Hasil penelitian ini memberikan gambaran distribusi kemiskinan di Pulau Jawa dan menjadi dasar bagi kebijakan pengentasan kemiskinan yang lebih efektif dan berkelanjutan.

Kata kunci: Kemiskinan; *Hierarchical Clustering*; *Ward Linkage*; Pulau Jawa

Abstract

Poverty is a major challenge for developing countries, including Indonesia. The high poverty levels on Java Island, as the center of economic activities, have become a key concern. This study clusters regencies/cities on Java Island based on poverty levels and socio-economic characteristics using 2023 data from Statistics Indonesia (BPS) on Gross Regional Domestic Product (GRDP), Open Unemployment Rate (TPT), Human Development Index (HDI), and Regency/City Minimum Wage (UMK). The hierarchical clustering method with the Ward linkage algorithm was chosen, as it produced the highest agglomerative coefficient value of 0.9625. The analysis identified three clusters: low, medium, and high poverty. Regions with high poverty are predominantly rural areas in Central Java and East Java, while low poverty regions are urban areas with high economic activity. This study provides an overview of poverty distribution on Java Island and serves as a foundation for more effective and sustainable poverty alleviation policies.

Keywords: Poverty; *Hierarchical Clustering*; *Ward Linkage*; Java Island

1. Pendahuluan

Kemiskinan merupakan tantangan yang dihadapi oleh banyak negara di dunia, khususnya negara-negara berkembang. Di Indonesia, sebagai salah satu negara berkembang di kawasan ASEAN, isu kemiskinan bukanlah hal yang asing. Menurut *World Bank* (2023) menyatakan bahwa salah satu penyebab utama kemiskinan adalah kurangnya pendapatan dan aset untuk memenuhi kebutuhan dasar, seperti makanan, pakaian, tempat tinggal, serta tingkat kesehatan dan pendidikan yang layak. Selain itu, kemiskinan juga berkaitan dengan terbatasnya lapangan pekerjaan. Orang yang tergolong miskin umumnya tidak memiliki pekerjaan (pengangguran) dan cenderung memiliki tingkat pendidikan serta kesehatan yang kurang memadai (Fitri et al., 2024).

Badan Pusat Statistik (2024) melaporkan bahwa 25,22 juta orang tergolong sebagai penduduk miskin per Maret 2024. Adapun, 13,24 juta atau 52,49% diantaranya merupakan penduduk pulau Jawa. Fenomena ini menunjukkan bahwa strategi pengentasan kemiskinan yang telah digunakan belum berhasil mewujudkan pemerataan pendapatan.

Salah satu target utama dalam visi Indonesia Emas 2045 adalah penurunan tingkat kemiskinan hingga mendekati 0%. Indonesia telah menargetkan pengentasan

kemiskinan ekstrem sepenuhnya hingga tahun 2045. Namun, saat ini tingkat kemiskinan nasional masih berada di angka 9,36% per Maret 2024, dengan target RPJMN 2020–2024 sebesar 6,5–7,5% yang belum tercapai (Bappenas, 2020). Dengan adanya selisih atau *gap* yang cukup signifikan, terdapat kemungkinan bahwa target Indonesia Emas 2045 tidak dapat tercapai apabila tidak dilakukan upaya yang lebih efektif dan terfokus. Oleh karena itu, diperlukan suatu kebijakan strategis berbasis data untuk mempercepat pengurangan kemiskinan secara optimal.

Dalam upaya ini, pendekatan yang relevan adalah mengelompokkan kabupaten/kota di Indonesia berdasarkan tingkat kemiskinan dan karakteristik sosial-ekonomi lainnya. Metode yang relevan untuk analisis pengelompokan adalah *hierarchical clustering*, yang memiliki keunggulan dalam memberikan visualisasi hierarki melalui dendrogram. Penelitian sebelumnya oleh Tri Anggoro (2024) menggunakan pengelompokan wilayah berdasarkan pengeluaran pemerintah, IPM, pertumbuhan ekonomi, dan PDRB untuk menganalisis pola kemiskinan di Indonesia. Selain itu, Nyimas Nina A. et al. (2024) menunjukkan bahwa pengelompokan wilayah berdasarkan indikator social ekonomi dapat memudahkan perancangan kebijakan yang lebih terarah.

Penelitian menggunakan *k-means clustering* untuk kondisi kemiskinan di Indonesia juga dilakukan oleh Lumban Batu et al. (2024), Amelia et al. (2023), dan Khalif et al. (2024). Sementara itu, pengelompokan dengan metode *hierarchical clustering* dilakukan oleh Melati et al. (2023) dan Novia et al. (2024). Penelitian terkait objek provinsi di Indonesia dilakukan oleh Alyarahma et al. (2024), Afira dan Wahyu (2019), serta Aushaf et al. (2024).

Namun, belum banyak penelitian yang secara khusus memfokuskan pada pengelompokan kabupaten/kota di Pulau Jawa berdasarkan tingkat kemiskinan menggunakan *hierarchical clustering*. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola dan struktur pengelompokan kabupaten/kota di Pulau Jawa guna memberikan gambaran yang lebih rinci terkait karakteristik wilayah dan mendukung perumusan kebijakan pengentasan kemiskinan yang lebih efektif.

2. Data dan Metode

2.1 Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data populasi tentang kemiskinan Kabupaten atau Kota di Pulau Jawa tahun 2023 bersumber dari Badan Pusat Statistik (BPS) pada laman bps.go.id yang diunduh pada tanggal 18 Desember 2024. Data yang digunakan adalah faktor kemiskinan di Indonesia pada

tahun 2023, berupa data PDRB, TPT, IPM, UMK.

2.2. Metode Penelitian

2.2.1. Clustering

Clustering (pengelompokan), yaitu pengelompokan mengidentifikasi data yang memiliki karakteristik tertentu. (Muningsih, E., 2018). Tujuan utamanya adalah mengelompokkan data yang memiliki karakteristik serupa ke dalam satu kelompok atau wilayah yang sama, sementara data dengan karakteristik berbeda ditempatkan ke dalam kelompok atau wilayah yang berbeda (Cahaya et al., 2024).

Dua pendekatan *clustering* adalah *hierarchical* dan *non-hierarchical*. Metode pengelompokan data hierarkis dimulai dengan mengelompokkan beberapa objek yang memiliki kesamaan paling dekat, kemudian diikuti oleh objek lain yang memiliki jarak yang lebih dekat, sehingga *cluster* membentuk hirarki dari objek yang paling mirip dan yang tidak mirip (Muttaqin et al., 2023).

Data dikelompokkan ke dalam kelompok yang sama, dan setiap kelompok dibedakan dengan karakteristik yang berbeda dari objek yang berbeda dalam kelompoknya. *Cluster* dapat digunakan untuk mengetahui struktur data dengan menggunakannya. Mereka juga dapat digunakan untuk klasifikasi,

pengolahan gambar, dan pengenalan pola (Virgo et al., 2020).

2.2.2. Hierarchical Clustering

Metode analisis *cluster* digunakan untuk mengelompokkan objek secara hierarki berdasarkan kemiripan sifat dan jumlah *cluster* yang belum diketahui. Metode hierarki digunakan pada data yang memiliki struktur hierarkis atau terdiri dari berbagai sub kelompok yang saling berhubungan. Selain itu, jumlah sampel yang digunakan biasanya cukup kecil. Dalam metode hirarki, hasil pengelompokan ditampilkan dalam bentuk diagram pohon yang disebut dendogram (Apriliana & Widodo, 2023).

Hierarchical clustering merupakan salah satu teknik *clustering* yang didasarkan pada struktur seperti dendogram, yaitu membagi atau menggabungkan data seperti cabang-cabang pohon dengan mengelompokkan dua atau lebih data yang memiliki kesamaan dekat (Singh & Srivastava, 2020). *Agglomerative nesting* dan *divisive analysis* adalah dua metode yang dapat digunakan untuk melakukan *clustering hierarkis* (Pratiwi et al., 2021).

2.2.3. Agglomerative Hierarchical Clustering

Agglomerative Hierarchical Clustering adalah salah satu metode yang digunakan untuk mengelompokkan data. Teknik ini bekerja dengan secara bertahap

menggabungkan data berdasarkan tingkat kemiripannya, membentuk sebuah struktur hierarki. Metode pengelompokan ini menggunakan pendekatan *bottom-up*, dimulai dengan setiap data sebagai unit individu atau *singleton*, yang kemudian secara bertahap digabungkan menjadi satu kelompok atau *cluster* hingga seluruh data berhasil dikelompokkan (Justitia et al., 2021).

Metode ini sering digunakan ketika informasi mengenai jumlah *cluster* belum diketahui, dengan pendekatan *divisive* (dari atas ke bawah), di mana satu *cluster* besar dipecah menjadi beberapa *cluster* kecil, atau *agglomerative* (dari bawah ke atas), di mana data individu digabungkan membentuk *cluster*. Teknik ini membentuk struktur hierarki, menyerupai bentuk pohon berdasarkan tingkatan tertentu. Dengan demikian, proses pengelompokan dalam HAC dilakukan secara bertahap atau bertingkat.

Langkah Algoritma *Agglomerative Hierarchical Clustering*:

- a. Hitung matrik jarak antar data.
- b. Gabungkan dua kelompok terdekat berdasarkan parameter kedekatan yang ditentukan.
- c. Perbarui matrik jarak antar data untuk merepresentasikan kedekatan diantara kelompok baru dan kelompok yang masih tersisa.

d. Ulangi langkah b dan c sehingga hanya satu kelompok yang tersisa.

Salah satu *algoritma* yang digunakan dalam *agglomerative hierarchical clustering* adalah *complete linkage*. *Complete linkage* terjadi apabila kelompok-kelompok digabung berdasarkan jarak terjauh dari satu *cluster* dengan *cluster* lainnya. Persamaan *Agglomerative Hierarchical Clustering* (AHC) dengan menggunakan *Manhattan Distance*:

Persamaan umum:

$$D_{man}(x, y) = \sum_{j=1}^d |x_j - y_j| \quad (1)$$

dengan $D_{man}(x, y)$ = Jarak Manhattan antara dua titik x dan y , x_j = Komponen ke- j dari vektor x , y_j = Komponen ke- j dari vektor y , d = Dimensi dari ruang tempat vektor x dan y berada.

Euclidean distance:

$$D(x_2, x_1) = \sqrt{\sum_{j=1}^d |x_{2j} - y_{2j}|^2} \quad (2)$$

Metode pengelompokan hirarki yang berbeda, seperti *Single Linkage*, *Complete Linkage*, *Average Linkage*, dan *Ward Linkage* berbeda berdasarkan jarak antar kelompok. Untuk menentukan seberapa jauh masing-masing kelompok tersebut, yaitu:

a. Metode *Single Linkage*

Metode ini menggabungkan data dengan persamaan berikut (Muttaqin et al., 2023):

$$\min(d_{ik}, d_{jk}) \quad (3)$$

dengan d_{ik} = jarak terdekat dari *cluster* i dan k , d_{jk} = jarak terdekat dari *cluster* j dan k .

Berdasarkan data jarak yang sudah dihitung dan memperlakukan setiap objek data sebagai satu *cluster*, pilih jarak dua kelompok terkecil dan kemudian mengelompokkan masing-masing dua buah data, yaitu:

$$d(i, j)_k = \min(d_{ik}, d_{jk}) \quad (4)$$

dengan $d(i, j)_k$ = Jarak terdekat antara *cluster* gabungan (i, j) dan *cluster* k .

b. Metode *Complete Linkage*

Pembentukan *cluster* didasarkan pada jarak terjauh atau maksimal antara objek (Septianingsih, 2022).

$$d(i, j)_k = \max(d_{ik}, d_{jk}) \quad (5)$$

c. Metode *Average Linkage*

Pembentukan *cluster* dilakukan dengan menggunakan jarak rata-rata antar objek (Novidianto & Dani, 2020), sehingga persamaan berikut digunakan (Muttaqin et al., 2023):

$$d(i, j)_k = \text{average}(d_{ik}, d_{jk}) \quad (6)$$

Berdasarkan data jarak yang telah dihitung sebelumnya, setiap objek data dianggap sebagai satu *cluster*. Kemudian, dengan mengelompokkan masing-masing dua buah, dipilih jarak dua kelompok terbesar.

d. Metode Ward Linkage

Penggabungan objek menjadi satu *cluster* dapat menyebabkan hilangnya informasi, yang diukur dengan Sum Squares of Error (SSE) sebagai fungsi objektif. Dua objek kemudian digabungkan dengan fungsi objektif terkecil (Pusdiktasari et al., 2021). Metode Ward adalah metode pengklasteran *agglomerative* yang bertujuan untuk memperoleh kelompok dengan varian internal sekecil mungkin, menggunakan perhitungan yang lengkap untuk memaksimalkan homogenitas dalam suatu kelompok. Dalam metode ini, jumlah kelompok ditentukan terlebih dahulu berdasarkan dendogram. SSE digunakan untuk mengukur kesalahan dalam penggabungan, dimana SSE hanya dapat dihitung jika *cluster* memiliki lebih dari satu objek, sementara SSE untuk *cluster* yang hanya berisi satu objek adalah nol (Muttaqin et al., 2023). Adapun bentuk persamaan metode ward adalah:

$$D_{man}(x, y) = \sum_{j=1}^d |x_j - y_j| \quad (7)$$

Euclidean distance:

$$D(x_2, x_1) = \sqrt{\sum_{j=1}^d |x_j - y_j|^2} \quad (8)$$

Rumus metode ward:

$$SSE = \sum_{i=1}^n (X_i - \underline{X})' - (X_i - \underline{X}) \quad (9)$$

dengan X_i = Vektor kolom yang entrinya nilai objek ke- i , $i=1, 2, 3, \dots, n$, X = Vektor kolom yang entrinya rata-rata nilai objek dalam *cluster*, n = Banyaknya objek dalam *cluster* yang terbentuk.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Analisis Deskriptif

Analisis ini menggunakan 119 kabupaten/kota di Pulau Jawa sebagai objek observasi. TPT memiliki rentang 1,52-10,52%. PDRB berkisar antara Rp4.817,308 miliar - Rp89.342,308 miliar. IPM memiliki rentang 64,13 – 88,28, sedangkan UMK berada pada Rp1.958.170 – Rp5.176.179. Rentang data ini mencerminkan tantangan pembangunan di Pulau Jawa, termasuk pengangguran, ketimpangan ekonomi, dan kualitas hidup yang beragam antar wilayah.

3.2. Uji Multikolinearitas

Uji multikolinearitas dilakukan untuk mengetahui hubungan linear antara beberapa atau semua variabel penelitian yang digunakan. Pendeteksian terjadinya gejala multikolinearitas dapat dilakukan dengan berbagai cara diantaranya yang akan digunakan penelitian ini adalah menggunakan nilai *variance inflating factor* (VIF).

Terjadinya gejala multikolinieritas adalah ketika nilai VIF lebih dari 10. Apabila terjadi multikolinearitas, maka dilakukan

pengukuran jarak dengan menggunakan metode jarak *Mahalanobis*. Sedangkan jika tidak terjadi multikolinearitas perhitungan jarak dilakukan menggunakan metode jarak *Euclidean*.

1. Hipotesis
H₀: Tidak Terdapat Multikolinearitas
H₁: Terdapat Multikolinearitas
2. Tingkat Signifikansi
 $\alpha = 5\% = 0.05$
3. Stat.Uji dan Keputusan

Tabel 1. Statistika Uji dan Keputusan Uji Multikolinearitas.

Variabel		VIF
TPT	PDRB	1.10*
	IPM	1.20*
	UMK	1.25*
PDRB	TPT	1.59*
	IPM	1.16*
	UMK	1.80*
IPM	TPT	1.57*
	PDRB	1.058*
	UMK	1.63*
UMK	TPT	1.04*
	PDRB	1.03*
	IPM	1.03*

*Gagal Tolak H₀

Berdasarkan pengujian multikolinearitas yang telah dilakukan, tidak terdapat variabel yang menunjukkan adanya multikolinearitas karena semua hasil VIF kurang dari 10.

Sehingga perhitungan jarak untuk analisis *cluster* akan dilakukan dengan metode *Euclidean*.

3.3. Metode Cluster Terbaik

Pemilihan metode *clustering* terbaik dilakukan dengan membandingkan nilai koefisien *agglomerative*. Koefisien ini mengindikasikan sejauh mana struktur pengelompokan dapat diidentifikasi, dengan nilai yang mendekati 1 menunjukkan bahwa struktur pengelompokan tersebut sangat kuat. Tabel 2 merupakan hasil perhitungan koefisien *agglomerative*.

Tabel 2. Hasil Koefisien *Agglomerative*

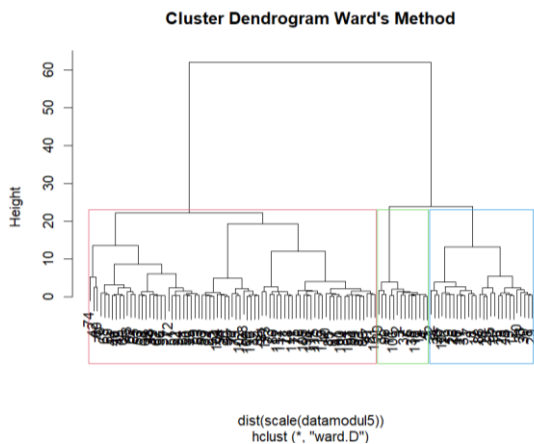
Metode	Koefisien Agglomerative
Average	0.92
Single	0.89
Complete	0.93
Ward	0.96

Pada Tabel 2, hasil perhitungan koefisien *agglomerative* menunjukkan bahwa metode yang memiliki koefisien *agglomerative* paling tinggi adalah metode *ward* yaitu sebesar 0.96. Sehingga pengelompokan kemiskinan di Indonesia akan menggunakan *hierarchical clustering* dengan metode *ward*.

3.4. Hasil Metode Cluster Terbaik

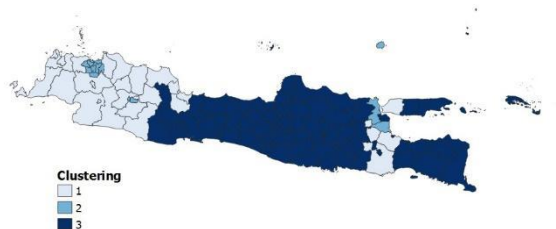
Analisis *clustering* dengan metode *ward* dibentuk menjadi 3 *cluster* yaitu tinggi, sedang dan rendah dan disajikan dalam bentuk dendogram. Gambar 2 merupakan

penyajian dendrogram *clustering* data kemiskinan di Indonesia tahun 2023.



Gambar 2. *Clustering* Data Kemiskinan Provinsi di Indonesia berhasil dilakukan *clustering* menjadi 3 *cluster* yang memiliki tingkatan tinggi, sedang, dan rendah.

Untuk tampilan provinsi hasil *clustering* lebih sederhana dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. *Clustering* Kabupaten/Kota di Pulau Jawa

Hasil analisis *clustering* kabupaten/kota di Pulau Jawa menunjukkan pola persebaran wilayah yang terbagi menjadi tiga *cluster* berdasarkan tingkat tertentu (rendah, sedang, tinggi). Wilayah dengan tingkat rendah (*cluster* 1) dominan di Provinsi Banten dan sebagian Jawa Barat, sedangkan tingkat sedang (*cluster* 2) terkonsentrasi di wilayah perkotaan Jawa Barat, seperti Kota Bandung dan Kota Depok, serta sebagian kecil di Jawa

Timur, seperti Kota Surabaya. Sementara itu, wilayah dengan tingkat tinggi (*cluster* 3) tersebar luas di Jawa Tengah dan Jawa Timur, meliputi kabupaten seperti Magelang, Wonogiri, dan Kota Pekalongan.

3.5. Karakteristik *Cluster*

Setiap anggota *cluster* yang telah diperoleh kemudian dilakukan profilisasi untuk mengetahui karakteristik dari masing-masing *cluster* dengan cara menghitung rata-rata setiap variabel pada tiap *cluster*.

Tabel 3. Profilisasi

Cluster	TPT	PDRB	IPM	UMK	Keterangan
1	7.611071429	101226.7289	71.51786	3619058.39	Kurang
2	7.206428571	395440.3057	82.10643	4616167.64	Baik
3	4.357922078	22056677.52	73.97753	2275930.49	Sedang

Pada tabel 3, tanda diberikan untuk setiap variabel dengan keterangan: merah untuk nilai yang kurang baik, oranye untuk nilai yang sedang, dan hijau untuk nilai yang baik. Selanjutnya, diberikan interpretasi sebagai berikut:

Cluster 1 dicirikan oleh TPT yang paling tinggi, serta nilai PDRB dan IPM yang tergolong rendah dibandingkan *cluster* lainnya, dengan kategori keterangan "Kurang". Hal ini menunjukkan wilayah pada *cluster* ini memiliki tingkat pengangguran yang tinggi dengan kesejahteraan yang rendah. Pemerintah dapat memprioritaskan pengembangan lapangan kerja dan peningkatan kualitas tenaga kerja untuk mendukung perekonomian di *cluster* ini. *Cluster* ini terdiri atas 28 kabupaten/kota.

Cluster 2 dicirikan oleh nilai IPM dan UMK yang paling tinggi, meskipun TPT juga masih cukup tinggi, sehingga termasuk dalam kategori "Baik". Hal tersebut menunjukkan bahwa wilayah ini memiliki tingkat kesejahteraan yang baik namun masih menghadapi tantangan dalam penyerapan tenaga kerja. Kebijakan yang dapat dilakukan meliputi pelatihan kerja untuk menciptakan tenaga kerja yang lebih produktif dan peningkatan akses terhadap lapangan pekerjaan. *Cluster* ini mencakup 14 kabupaten/kota.

Cluster 3 dicirikan oleh nilai PDRB yang paling tinggi, namun UMK dan IPM tergolong sedang dibandingkan *cluster* lainnya, dengan kategori "Sedang". Rendahnya UMK dan IPM menunjukkan bahwa potensi ekonomi besar di wilayah ini belum diimbangi dengan distribusi kesejahteraan yang merata. Pemerintah dapat mendorong pembangunan infrastruktur dan kebijakan yang berorientasi pada pemerataan ekonomi untuk meningkatkan kualitas hidup di *cluster* ini. *Cluster* ini memiliki jumlah anggota terbesar, yaitu 77 kabupaten/kota.

3.6. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian, analisis *clustering* dengan metode *Ward* menunjukkan bahwa kabupaten/kota di Pulau Jawa terbagi menjadi tiga *cluster* berdasarkan tingkat kemiskinan: rendah, sedang, dan tinggi. Wilayah dengan

kemiskinan rendah (*Cluster 1*) dominan di Provinsi Banten dan sebagian Jawa Barat, sementara kemiskinan sedang (*Cluster 2*) terkonsentrasi di wilayah perkotaan seperti Kota Bandung dan Kota Surabaya. Wilayah dengan kemiskinan tinggi (*Cluster 3*) tersebar luas di Jawa Tengah dan Jawa Timur. Terkait kebijakan, wilayah di *Cluster 1* yang memiliki tingkat pengangguran tinggi dan kesejahteraan rendah dengan kategori "Kurang" perlu fokus pada pengembangan lapangan kerja dan peningkatan kualitas tenaga kerja. *Cluster 2*, yang memiliki tingkat kesejahteraan baik meskipun masih menghadapi tantangan penyerapan tenaga kerja dengan kategori "Baik", membutuhkan kebijakan pelatihan kerja dan peningkatan akses lapangan pekerjaan. Sedangkan *Cluster 3*, dengan potensi ekonomi besar namun distribusi kesejahteraan yang belum merata dengan kategori "Sedang", memerlukan kebijakan pembangunan infrastruktur dan pemerataan ekonomi untuk meningkatkan kualitas hidup.

3.7. Daftar Pustaka

- [1] Afira, N., & Wijayanto, A. W. (2021). Analisis Cluster Kemiskinan Provinsi di Indonesia Tahun 2019 dengan Metode Partitioning dan Hierarki. *Komputika: Jurnal Sistem Komputer*, 10(2), 101-109. DOI:10.34010/komputika.v10i2.4317.
- [2] Alyarahma, N. N., Kholijah, G., & Sormin, C. (2024). Pengelompokan

- Provinsi di Indonesia Menggunakan Gaussian Mixture Model Berdasarkan Indikator Kemiskinan. *Journal of Mathematics: Theory and Applications (JOMTA)*, 6(2), 158-167. DOI: 10.31605/jomta.v6i2.4032.
- [3] Amelia, A., Nur, I. M., Rizky, M., & Milasari, S. P. (2023). Pengelompokan Tingkat Kemiskinan di Provinsi Jawa Barat dengan Metode K-Means Clustering. *Journal of Data Insights*, 1(2), 51–61. DOI: 10.26714/jodi.
- [4] Anggoro, T. (2024). Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Kemiskinan di Pulau Jawa Periode 2012–2022. *Journal of Regional Economics and Development*, 1(2), 1-12. DOI: 10.47134/jred.v1i2.156.
- [5] Apriliana, T., & Widodo, E. (2023). Analisis Cluster Hierarki Untuk Pengelompokan Provinsi di Indonesia Berdasarkan Jumlah Base Transceiver Station dan Kekuatan Sinyal. *KONSTELASI: Konvergensi Teknologi dan Sistem Informasi*, 3(2), 286-295. DOI: 10.24002/konstelasi.v3i2.7143.
- [6] Badan Pusat Statistik. (2024). Persentase Penduduk Miskin Maret 2024 Turun Menjadi 9,03 Persen. *Technical Report*, BPS-2024-07-01.
- [7] Bappenas. (2020). Rencana Pembangunan Jangka Menengah Nasional (RPJMN) 2020-2024. *Technical Report*, BAPPENAS-RPJM-2020.
- [8] Cahaya, D. T., Puspita, D., & Syahri, R. (2024). Penerapan Metode K-Means Clustering untuk Pengelompokan Potensi Padi di Kota Pagar Alam. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(2), 1187. DOI: 10.36040/jati.v8i2.9432.
- [9] Fitri, A., Saragih, A. M. D., Silitonga, A., & Frisnoiry, S. (2024). Pengaruh Pertumbuhan Penduduk Terhadap Data Kemiskinan di Indonesia 5 Tahun Terakhir. *Jurnal Pendidikan Tambusai*, 8(1), 15737–15743. DOI: 10.31004/jptam.v8i1.14618.
- [10] Justitia, R. P., Hidayat, N., & Santoso, E. (2021). Implementasi Metode Agglomerative Hierarchical Clustering pada Segmentasi Pelanggan Barbershop (Studi Kasus: Richdjoe Barbershop Malang). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 5(3), 1048-1054. j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/8730.
- [11] Khalif, A., Hasanah, A. N., Ridwan, M. H., & Sari, B. N. (2023). Klasterisasi Tingkat Kemiskinan Di Indonesia Menggunakan Algoritma K-Means. *Generation Journal*, 8(1), 54–63. DOI: 10.29407/gj.v8i1.21470.

- [12] Kumarahadi, B. M., Pratiwi, H., & Subanti, S. (2023). Penerapan Metode Hierarchical Clustering untuk Pengelompokan Kota/Kabupaten di Indonesia, berdasarkan Indikator Kemiskinan. *Jurnal TIKomSiN*, 11(2), 8–17. DOI: 10.30646/tikomsin.v11i2.754.
- [13] Lumban Batu, N. T., Septana, B. D., Cahyanisa, A. D., Muchtar, S. Z., & Purwandari, T. (2024). Pengelompokan Provinsi di Indonesia Berdasarkan Kemiripan Kondisi Kemiskinan Dan Ketimpangan Ekonomi Menggunakan K-Means clustering. *Seminar Nasional Statistika Aktuaria III*, 3(1), 1–10. DOI: 10.1234/snsa.v3i.380.
- [14] Muningsih, E. (2018). Komparasi Metode Clustering K-Means dan K-Medoids dengan Model Fuzzy RFM untuk Pengelompokan Pelanggan. *Jurnal Evolusi*, 6(2), 106–115. DOI: 10.31294/evolusi.v6i2.4600.
- [15] Muttaqin, Z., Fernando, D., & Sulastriani, S. (2023). Implementasi Unsupervised Learning Pada Nilai Jasmani Kesamaptan Sekolah Polisi Negara Dengan Metode Clustering Analysis. *Jurnal PROSISKO*, 10(1), 18–29. DOI: 10.30656/prosisko.v10i1.626.
- [16] Nabilah, N. A., Perdana, H., & Sulistianingsih, E. (2024). Pengelompokan provinsi di Indonesia berdasarkan indikator kesejahteraan masyarakat dengan algoritma K-Means++. *Buletin Ilmiah Math. Stat. dan Terapannya (Bimaster)*, 13(3), 419–426. DOI: 10.26418/bbimst.v13i3.77795.
- [17] Nainggolana, E. N., & Hendikawati, P. (2024). Average Linkage Hierarchical Cluster untuk Pengelompokan Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Tengah berdasarkan variabel pencegahan terjadinya stunting. *PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika*, 7, 702–711.
- [18] Novidianto, R., & Dani, A. T. (2020). Analisis Klaster Kasus Aktif Covid-19 Menurut Provinsi di Indonesia Berdasarkan Data Deret Waktu. *Jurnal Aplikasi Statistika & Komputasi Statistik*, 12(2), 15–24. DOI: 10.34123/jurnalasks.v12i2.280.
- [19] Pratiwi, H., Handajani, S. S., & Respatiwan. (2021). *Clustering Dan Penerapannya dalam Bidang Seismologi*. Yogyakarta: Deepublish Publisher.
- [20] Pusdiktasari, Z. F., Sasmita, W. G., Fitriana, W. R., Fitriani, R., & Astutik, S. (2021). The Clustering of Provinces In Indonesia by The Economic Impact of Covid-19 Using Cluster Analysis. *Indonesian Journal of Statistics and Its*

- Applications*, 5(1), 117–129. DOI:
10.29244/ijsa.v5i1p117-129.
- [21] Septianingsih, A. (2022). Pemetaan Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur Berdasarkan Tingkat Kasus Penyakit Menggunakan Pendekatan Agglomerative Hierarchical Clustering. *Lebesgue: Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika dan Statistika*, 3(2), 123–135. DOI: 10.46306/lb.v3i2.139.
- [22] Singh, S., & Srivastava, S. (2020). Review of Clustering Techniques In Control System. *Procedia Computer Science*, 173, 272–280. DOI: 10.1016/j.procs.2020.06.032.
- [23] Virgo, I., Defit, S., & Yunus, Y. (2020). Klasterisasi Tingkat Kehadiran Dosen Menggunakan Algoritma K-Means Clustering. *Jurnal Sistem Informasi dan Teknologi*, 2(1), 23–28. DOI: 10.37034/jsisfotek.v2i1.1723.
- [24] World Bank. (2001). World Development Report 2000/2001. *Technical Report*, WDR-2001-01