

Penentuan Jumlah *Cluster* Optimum Menggunakan *Davies Bouldin Index* dalam Pengelompokan Wilayah Kemiskinan di Indonesia

NANDA SHALSADILLA¹, SHANTIKA MARTHA², HENDRA PERDANA³, NEVA SATYAHADEWI⁴, EVY SULISTIANINGSIH⁵

^{1,2,3,4,5}Program Studi Statistika Fakultas MIPA Universitas Tanjungpura, Indonesia
e-mail: hendra.perdana@math.untan.ac.id

ABSTRAK

Kemiskinan merupakan persoalan yang hingga sekarang masih menjadi fokus pemerintah terutama pasca pandemi Covid-19. Permasalahan terkait kemiskinan dapat diatasi apabila program pengentasan kemiskinan yang diusung oleh pemerintah dapat terealisasi secara efektif dan efisien. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan pengelompokan terhadap provinsi di Indonesia berdasarkan indikator kemiskinan serta menentukan jumlah *cluster* optimum yang terbentuk. Analisis *cluster* dikenal sebagai teknik multivariat yang digunakan untuk tujuan pengelompokan. Dengan analisis *cluster* seluruh provinsi yang ada di Indonesia dapat dikelompokkan berdasarkan kesamaan karakteristik yang dimiliki sehingga kedaruratan dan kebutuhan tiap *cluster* dapat diketahui. *Ward* adalah salah satu metode analisis *cluster* yang mengelompokkan objek dengan meminimalisir variasi antar objek dalam satu *cluster*. Selanjutnya, penentuan jumlah *cluster* optimum dalam analisis *cluster* penting dilakukan agar seluruh provinsi di Indonesia dapat dikelompokkan dengan tepat. *Davies Bouldin Index* (DBI) merupakan suatu metode yang menentukan banyaknya *cluster* optimum berdasarkan kedekatan objek terhadap *centroid*-nya dalam satu *cluster* dan jarak antar *centroid cluster*. Data di dalam penelitian merupakan data 10 indikator kemiskinan untuk setiap provinsi di Indonesia tahun 2021. Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan banyaknya *cluster* optimum yang terbentuk untuk mengelompokkan provinsi di Indonesia berdasarkan indikator kemiskinan adalah berjumlah 5 *cluster* dengan nilai DBI yang diperoleh sebesar 1,1420 yang merupakan nilai DBI terkecil dari jumlah *cluster* lainnya. *Cluster* 1 dengan tingkat kemiskinan tertinggi beranggotakan 3 provinsi yaitu Nusa Tenggara Timur, Papua, dan Papua Barat, *cluster* 2 beranggotakan 10 provinsi, *cluster* 3 beranggotakan 11 provinsi, *cluster* 4 beranggotakan 9 provinsi, dan *cluster* 5 dengan tingkat kemiskinan terendah beranggotakan 1 provinsi yaitu DKI Jakarta.

Kata Kunci: *ward, cluster optimum, davies bouldin index*

ABSTRACT

Poverty has been an issue that received significant government attention, particularly in response to the Covid-19 pandemic. The study aimed to classify Indonesian provinces based on poverty indicators and determine the optimal number of clusters. Cluster analysis, a multivariate technique, was employed to group provinces based on their similarity characteristics, facilitating the identification of specific needs and emergencies within each cluster. The Ward method, a clustering technique, minimized variations between objects within a cluster during the grouping process. Determining the correct number of clusters was crucial to ensure accurate provincial classification. The Davies Bouldin Index (DBI) was used to determine the optimum number of clusters by assessing the proximity of objects to their centroids and the inter-centroid distances. The dataset consisted of 10 poverty indicators for each province in Indonesia in 2021. The research findings revealed that the optimum number of clusters for classifying provinces based on poverty indicators was five, with a DBI value of 1.1420, the lowest among other cluster configurations. Cluster 1, characterized by the highest poverty rate, comprised three provinces: East Nusa Tenggara, Papua, and West Papua. Cluster 2 encompassed ten provinces, while cluster 3 consisted of eleven provinces. Cluster 4 comprised nine provinces, and cluster 5, characterized by the lowest poverty rate, consisted of a single province: DKI Jakarta.

Keywords: *ward, cluster optimum, davies bouldin index*

1. PENDAHULUAN

Suatu kondisi atau keadaan yang menunjukkan adanya ketidakmampuan untuk memenuhi kebutuhan dasar manusia, seperti kebutuhan makanan, pakaian, pendidikan, kesehatan, dan tempat tinggal merupakan gambaran dari kemiskinan. Kemiskinan merupakan permasalahan yang berkaitan dengan kehidupan dan penghidupan banyak orang sehingga kemiskinan dianggap sebagai permasalahan yang sangat kompleks, krusial, dan bersifat multidimensional. Urgensi dari kemiskinan membuat kemiskinan dijadikan tujuan pertama dalam Tujuan Pembangunan Berkelanjutan (TPB) atau *Sustainable Development Goals* (SDGs) 2030, yakni mengakhiri segala bentuk kemiskinan dimanapun dengan target yang akan dicapai diantaranya menyelesaikan permasalahan kemiskinan ekstrim dimana saja dan mengurangi paling tidak separuh masyarakat yang hidup dalam kemiskinan (Amida and Sitorus, 2020). Pembangunan nasional maupun daerah memprioritaskan pengentasan kemiskinan dikarenakan adanya target TPB tersebut.

Dewasa ini, kemiskinan masih menjadi suatu permasalahan bagi setiap negara di dunia, terkhusus bagi negara berkembang seperti Indonesia. Pandemi Covid-19 yang melanda Indonesia memperkeruh keadaan perekonomian masyarakatnya. Persentase penduduk miskin pada September 2021 naik 0,49% jika dibandingkan dengan September 2019 yang merupakan masa dimana pandemi Covid-19 belum masuk ke Indonesia (BPS, 2022). Program-program yang bertujuan untuk membantu mensejahterakan penduduk, seperti program bantuan dana bos untuk sekolah, bantuan beras yang ditujukan untuk keluarga miskin (raskin), bantuan langsung tunai, serta dana desa terus digencarkan pemerintah dalam rangka memperbaiki perekonomian masyarakat pasca pandemi sehingga permasalahan terkait kemiskinan perlahan dapat diatasi.

Penurunan persentase kemiskinan di Indonesia harus terus diupayakan agar jumlah penduduk miskin dapat menurun secara signifikan dan kesejahteraan masyarakat dapat terwujud. Skala prioritas dalam menumpas kemiskinan dapat ditetapkan pemerintah dengan melihat keadaan tingkat kemiskinan masing-masing provinsi di Indonesia. Upaya ini perlu dilakukan agar permasalahan terkait kemiskinan dapat merata teratasi. Selain itu, apabila karakteristik atau profil setiap provinsi diketahui, pemerintah dapat menyusun kebijakan dan pendekatan yang lebih tepat, efektif, dan efisien. Oleh sebab itu, diperlukan suatu metode analisis *cluster* guna mengelompokkan provinsi di Indonesia berdasarkan karakteristik yang dimiliki. *Ward* merupakan salah satu metode analisis *cluster* yang dapat menghasilkan suatu *cluster* dengan variasi dalam *cluster* yang sekecil mungkin. Penelitian yang dilakukan oleh Imasdiani, Purnamasari, dan Amijaya (2022) memperoleh hasil bahwa pengelompokan dilakukan dengan lebih baik oleh metode *Ward* daripada metode *Average Linkage* dalam menggerombolkan kabupaten/kota di Kalimantan Timur tahun 2018 berdasarkan indikator kemiskinan. Analisis *cluster* dengan metode *Ward* menitikberatkan pada homogenitas di dalam satu kelompok.

Permasalahan dalam analisis *cluster* adalah belum adanya landasan yang kuat mengenai jumlah *cluster* yang baik untuk digunakan. Objek dapat ter*cluster*kan dengan tepat dan *cluster* yang rapat antar objek dalam *cluster* dan terpisah dengan baik dari *cluster* lainnya dapat tercipta jika diketahui berapa jumlah *cluster* yang paling optimum terbentuk. Berbagai metode seperti *Elbow*, *Silhouette*, *Dunn Index*, *Calinski Harabasz Pseudo-F Statistic*, dan *Davies Bouldin Index* (DBI) dapat digunakan untuk menentukan banyaknya *cluster* optimum. *Davies Bouldin Index* (DBI) populer digunakan untuk menilai kinerja pengelompokan dengan membagi objek ke dalam beberapa kelompok (Wijaya, et al., 2021). Dalam hal ini dapat dikatakan bahwa DBI merupakan metode yang lebih umum digunakan untuk menentukan berapa jumlah *cluster* optimum yang terbentuk. Keunggulan yang dimiliki DBI adalah dalam menentukan banyaknya *cluster* optimum, DBI dapat meminimalkan perbedaan antar objek dalam satu *cluster* dan pada saat yang bersamaan mencoba untuk memaksimalkan perbedaan antara *cluster* yang satu dengan *cluster* lainnya (Hilmi, Wilandari and Yasin, 2015). Selain itu, DBI dapat menciptakan *cluster-cluster* yang lebih padat dan terpisah jauh dari *cluster* lainnya. Hal ini dikarenakan DBI menentukan banyaknya *cluster* optimum berdasarkan nilai kohesi dan separasi. Jika 34 provinsi di Indonesia dapat ter*cluster*kan dengan baik, maka kebijakan pemerintah guna mengatasi kemiskinan dapat diterapkan dengan efektif dan efisien, sehingga permasalahan terkait kemiskinan di Indonesia dapat segera teratasi.

2. METODE PENELITIAN

Data sekunder yang digunakan di dalam penelitian ini bersumber dari Badan Pusat Statistik (<https://bps.go.id>) yang merupakan data indikator kemiskinan untuk setiap provinsi di Indonesia

tahun 2021, dengan variabel yang digunakan meliputi persentase penduduk miskin (X_1), indeks keparahan kemiskinan (X_2), indeks kedalaman kemiskinan (X_3), Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) (X_4), harapan lama sekolah (X_5), rata-rata lama sekolah (X_6), tingkat pengangguran terbuka (X_7), pengeluaran perkapita disesuaikan (X_8), umur harapan hidup (X_9), dan kepemilikan rumah sendiri (X_{10}). Pengelompokan terhadap seluruh provinsi di Indonesia dilakukan dengan menggunakan metode *Ward* dan selanjutnya jumlah *cluster* optimum ditentukan berdasarkan nilai *Davies Bouldin Index* (DBI) yang diperoleh. Lebih jelasnya tahapan dari penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut.

- 1) Melakukan analisis deskriptif terhadap data tiap indikator yang digunakan. Gambaran atau deskripsi umum terkait variabel yang digunakan dapat diketahui dengan melakukan analisis deskriptif.
- 2) Melakukan standardisasi data. Proses standardisasi dilakukan apabila terdapat variabilitas satuan diantara variabel-variabel yang diteliti. Perbedaan satuan yang cukup besar dapat berakibat pada tidak validnya perhitungan yang dilakukan dalam analisis *cluster*. Standardisasi dilakukan pada data asli dengan cara mentransformasi variabel yang sesuai ke dalam bentuk *z-score* sebelum dianalisis lebih lanjut (Gunawan, 2016).

$$Z = \frac{x - \bar{x}}{s} \quad \dots (1)$$

dengan x : data, \bar{x} : rata-rata data, s : standar deviasi data.

- 3) Menghitung jarak atau kemiripan antar objek menggunakan jarak *Euclidean*. Jarak (*distance*) antar pasangan objek merupakan pendekatan yang umum digunakan untuk mengukur kemiripan. Objek dengan jarak yang saling berdekatan akan memiliki karakteristik yang lebih serupa dibandingkan dengan yang saling berjauhan. Jarak *Euclidean* dihitung menggunakan Persamaan (2) (Karnelia, Kusnandar and Martha, 2020).

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{l=1}^p (x_{il} - x_{jl})^2} \quad \dots (2)$$

dengan d_{ij} : jarak *Euclidean* antara objek ke- i dan objek ke- j , p : banyaknya variabel yang diamati, x_{il} : nilai objek ke- i pada variabel ke- l , x_{jl} : nilai objek ke- j pada variabel ke- l .

- 4) Mengelompokkan objek menggunakan analisis *cluster* hierarki dengan metode *Ward*. *Ward* merupakan salah satu metode dalam analisis *cluster* hierarki tipe aglomerasi yaitu *variance* yang bertujuan mendapatkan *cluster* dengan variasi internal *cluster* yang sekecil mungkin. Prosedur *Ward* diawali dengan menemukan objek yang paling mirip dalam matriks $D = \{d_{ij}\}$. Misalnya A dan B merupakan kombinasi objek dengan karakteristik yang paling mirip, dimana hal ini dapat dilihat dari jarak antar objeknya yang paling kecil, sehingga objek ini akan bergabung ke dalam satu *cluster* (AB). Selanjutnya jarak antara *cluster* (AB) dengan *cluster* lain misalnya C dituliskan sebagai berikut (Dani, Wahyuningsih and Rizki, 2019).

$$d_{(AB)C} = \frac{[(n_C + n_A)d_{(AC)} + (n_C + n_B)d_{(BC)}] - n_C d_{(AB)}}{n_C + n_{(AB)}} \quad \dots (3)$$

dengan d_{AC} : jarak antara *cluster* A dan C , d_{BC} : jarak antara *cluster* B dan C , d_{AB} : jarak antara *cluster* A dan B , $n_{(AB)}$: banyak objek pada *cluster* AB , n_C : banyak objek pada *cluster* C .

- 5) Menentukan jumlah *cluster* optimum dengan menghitung nilai *Davies Bouldin Index*. *Davies Bouldin Index* (DBI) adalah metode yang dapat digunakan untuk menentukan banyaknya *cluster* optimum dengan jumlah k *cluster* optimum ditentukan berdasarkan nilai kohesi dan separasi data/objek (Orisa, 2022). Kohesi merupakan jumlah kedekatan data/objek terhadap *centroid*nya dalam satu *cluster*, sedangkan separasi merupakan jarak antar *centroid cluster* (Waworuntu and Amin, 2018). Terbentuknya *cluster-cluster* yang padat dan saling berjauhan satu sama lain ditunjukkan dengan kecilnya nilai DBI. Sehingga, jumlah *cluster* yang paling tepat ditunjukkan dengan nilai DBI yang paling kecil (Davies and Bouldin, 1979). Nilai DBI diperoleh menggunakan Persamaan (4) (Saputri, Hidayat and Masturoh, 2022).

$$DBI = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \max_{i \neq j} (R_{i,j}) \quad \dots (4)$$

dengan k : jumlah *cluster*, $R_{i,j}$: rasio/nilai perbandingan antara *cluster* ke- i dan *cluster* ke- j . Pengukuran rasio ($R_{i,j}$) dilakukan untuk mengetahui nilai perbandingan antara *cluster* ke- i dan *cluster* ke- j menggunakan Persamaan (5).

$$R_{i,j} = \frac{SSW_i + SSW_j}{SSB_{i,j}} \quad \dots (5)$$

Sum of Square Within Cluster (SSW) merupakan matriks kohesi dalam sebuah *cluster*. Dalam *cluster* ke- i , SSW didapatkan menggunakan Persamaan (6).

$$SSW_i = \frac{1}{m_i} \sum_{j=1}^{m_i} d(x_j, c_i) \quad \dots (6)$$

dengan m_i : jumlah objek yang berada dalam *cluster* ke- i , $d(x_j, c_i)$: jarak objek ke- j ke *centroid* yang berada dalam *cluster* ke- i .

Sum of Square Between Cluster (SSB) merupakan matriks separasi yang mengukur jarak atau kedekatan antara *cluster* yang satu dengan *cluster* lainnya dengan cara menghitung jarak antar *centroid cluster*. Persamaan (7) digunakan untuk mengukur jarak antara *cluster* ke- i dan *cluster* ke- j .

$$SSB_{i,j} = d(c_i, c_j) \quad \dots (7)$$

dengan $d(c_i, c_j)$: jarak *centroid cluster* ke- i ke *centroid cluster* ke- j .

- 6) Menginterpretasikan profil tiap *cluster*. Pada tahap ini dilakukan interpretasi terhadap karakteristik dari tiap *cluster* untuk menunjukkan bahwa *cluster-cluster* yang terbentuk memiliki perbedaan pada suatu ukuran yang relevan. Tiap *cluster* diberi penamaan sesuai dengan sifat khas yang dapat menggambarkan *cluster* tersebut.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini membahas hasil penentuan jumlah *cluster* optimum yang terbentuk dalam mengelompokkan provinsi di Indonesia berdasarkan indikator kemiskinan menggunakan *Davies Bouldin Index*. Pembahasan dimulai dengan memaparkan gambaran umum mengenai karakteristik kemiskinan di Indonesia. Kemudian dilanjutkan dengan melakukan pengelompokan menggunakan metode *Ward* dan pembahasan berakhir dengan diperolehnya jumlah *cluster* optimum.

3.1 Gambaran Umum Kemiskinan Provinsi di Indonesia

Karakteristik data tiap indikator kemiskinan secara umum disajikan pada Tabel 1. Berdasarkan Tabel 1, rata-rata Persentase Penduduk Miskin (PPM) di Indonesia adalah sebesar 10,43% dengan keragaman sebesar 5,41. PPM tertinggi berada di Provinsi Papua yaitu sebesar 27,38%, sedangkan PPM terendah yaitu sebesar 4,56% berada di Provinsi Kalimantan Selatan. Rata-rata Indeks Keparahatan Kemiskinan (IKPK) di Indonesia adalah sebesar 0,52% dengan keragaman sebesar 0,50. Kalimantan Selatan merupakan provinsi dengan IKPK terkecil yaitu sebesar 0,10%, sedangkan Papua Barat merupakan provinsi dengan IKPK terbesar yaitu sebesar 2,18%. Rata-rata Indeks Kedalaman Kemiskinan (IKDK) di Indonesia adalah sebesar 1,92% dengan IKDK terkecil berada di Provinsi Kalimantan Selatan yaitu sebesar 0,55%, sedangkan IKDK terbesar berada di Provinsi Papua yaitu sebesar 6,31%. Keragaman IKDK di Indonesia adalah sebesar 1,41. Rata-rata Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) di Indonesia adalah sebesar 330,56 triliun rupiah dengan PDRB terkecil dimiliki Provinsi Gorontalo yaitu sebesar 29,11 triliun rupiah, sedangkan PDRB terbesar dimiliki Provinsi DKI Jakarta yaitu sebesar 1856,30 triliun rupiah. Keragaman PDRB di Indonesia adalah sebesar 472,14. Selanjutnya, rata-rata Harapan Lama Sekolah (HLS) di Indonesia adalah sebesar 13,21 tahun dengan keragaman sebesar 0,74. Masyarakat di Provinsi Papua memiliki HLS terkecil yaitu 11,11 tahun, sedangkan masyarakat di Provinsi DI Yogyakarta memiliki HLS terbesar yaitu 15,64 tahun. Kemudian, keragaman Rata-Rata Lama Sekolah (RLS) di Indonesia adalah sebesar 0,93 dengan RLS terkecil merupakan Provinsi Papua yaitu 6,76 tahun, sedangkan RLS terbesar merupakan Provinsi DKI Jakarta yaitu 11,17 tahun.

Tabel 1. Statistik Deskriptif

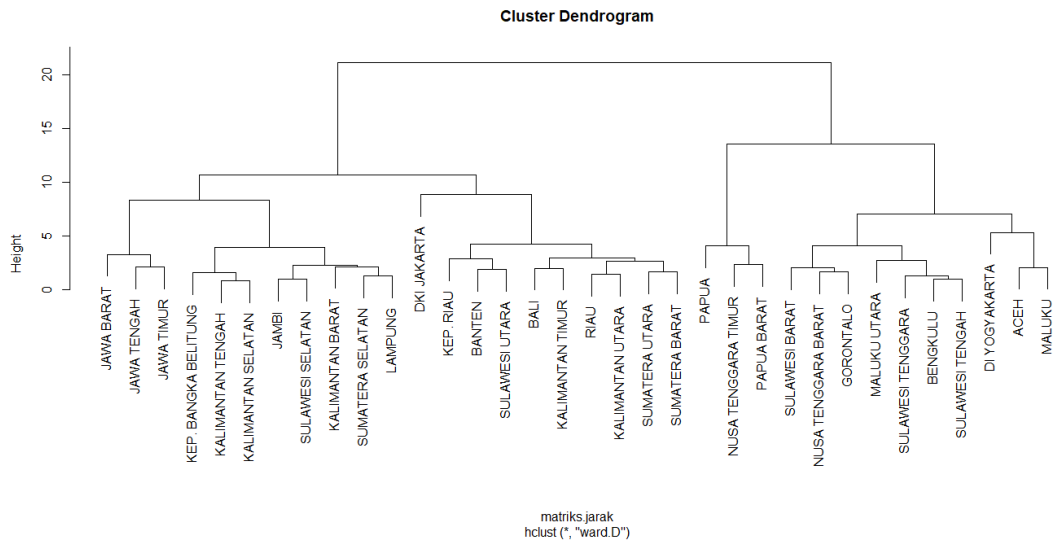
Indikator	Satuan	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
PPM (X_1)	%	4,56	27,38	10,43	5,41
IKPK (X_2)	%	0,10	2,18	0,52	0,50
IKDK (X_3)	%	0,55	6,31	1,92	1,41
PDRB (X_4)	Triliun Rupiah	29,11	1856,30	330,56	472,14
HLS (X_5)	Tahun	11,11	15,64	13,21	0,74
RLS (X_6)	Tahun	6,76	11,17	8,72	0,93
TPT (X_7)	%	3,01	9,91	5,49	1,82
PPD (X_8)	Juta Rupiah/Orang	6,96	18,52	10,76	2,21
UHH (X_9)	Tahun	65,25	75,04	70,15	2,51
KRS (X_{10})	%	48,48	89,92	79,35	8,64

Rata-rata Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) di Indonesia adalah sebesar 5,49% dengan keragaman sebesar 1,82. Provinsi dengan TPT terendah merupakan Provinsi Nusa Tenggara Barat yaitu sebesar 3,01%, sedangkan provinsi dengan TPT tertinggi merupakan Provinsi Kepulauan Riau. Rata-rata Pengeluaran Perkapita Disesuaikan (PPD) di Indonesia adalah sebesar 10,76 juta rupiah/orang dengan keragaman sebesar 2,21. PPD masyarakat Provinsi Papua adalah yang paling kecil yaitu sebesar 6,96 juta rupiah/orang, sedangkan PPD masyarakat Provinsi DKI Jakarta adalah yang paling besar yaitu sebesar 18,52 juta rupiah/orang. Selain itu, rata-rata Umur Harapan Hidup (UHH) di Indonesia adalah sebesar 70,15 tahun dengan UHH terkecil merupakan Provinsi Sulawesi Barat yaitu sebesar 65,25 tahun, sedangkan UHH terbesar merupakan Provinsi DI Yogyakarta yaitu sebesar 75,04 tahun. Keragaman UHH di Indonesia adalah sebesar 2,51. Terakhir, rata-rata Kepemilikan Rumah Sendiri (KRS) di Indonesia adalah sebesar 79,35% dengan keragaman sebesar 8,64. Persentase terendah untuk KRS adalah sebesar 48,48% yang merupakan Provinsi DKI Jakarta, sedangkan persentase tertinggi adalah sebesar 89,92% yang merupakan Provinsi Jawa Tengah.

3.2 Pengelompokan Menggunakan Metode *Ward*

Pengelompokan provinsi di Indonesia pada penelitian ini dilakukan menggunakan metode *Ward* yang mengelompokkan objek dengan perhitungan yang lengkap sehingga dapat memaksimalkan homogenitas atau kesamaan di dalam satu *cluster*. Mengingat data yang dikumpulkan sangat bervariasi dalam satuan, standarisasi data terhadap variabel penelitian ke dalam bentuk Z_{score} perlu dilakukan menggunakan Persamaan (1). Selanjutnya diukur kemiripan antar provinsi menggunakan jarak *Euclidean* yang tampak pada Persamaan (2) dengan ketentuan semakin kecil jarak antar provinsi maka akan semakin mirip pula karakteristik diantaranya provinsi tersebut. Selanjutnya dua provinsi dengan jarak terdekat akan bergabung dalam satu *cluster* yang sama. Kemudian, untuk memperoleh *cluster* berikutnya dilakukan perhitungan jarak antara provinsi yang telah bergabung dengan provinsi lainnya menggunakan Persamaan (3) sehingga membentuk sebuah tingkatan yang secara visualisasi disajikan dalam bentuk dendrogram. Dendrogram yang dapat menyajikan pengelompokan provinsi di Indonesia berdasarkan indikator kemiskinan tampak pada Gambar 1.

Gambar 1 menampilkan sebuah dendrogram yang digunakan sebagai alat untuk menyajikan hasil pengelompokan. Garis tegak pada dendrogram menunjukkan *cluster* yang digabung bersama. Sedangkan garis yang tampak pada skala menerangkan jarak *cluster* yang digabung. Dengan mengamati dendrogram, jika *cluster* yang terbentuk sebanyak tiga, maka *cluster* 1 beranggotakan Jawa Barat, Jawa Tengah, sampai Sumatera Barat. *Cluster* 2 beranggotakan Sulawesi Barat, Nusa Tenggara Barat, sampai Maluku. Sedangkan *cluster* 3 beranggotakan Papua, Nusa Tenggara Timur, dan Papua Barat.



Gambar 1. Dendrogram Pengelompokan Provinsi di Indonesia

3.3 Penentuan Jumlah *Cluster* Menggunakan *Davies Bouldin Index*

Penentuan mengenai banyaknya *cluster* yang terbentuk merupakan permasalahan utama dalam mengelompokkan objek dengan analisis *cluster*. Tidak ada aturan baku yang ditetapkan mengenai jumlah *cluster* yang paling baik terbentuk. *Davies Bouldin Index* (DBI) adalah metode yang dapat dipakai untuk menentukan jumlah *cluster* optimum. Pada penelitian ini penentuan banyaknya *cluster* optimum dilakukan dengan mencari nilai DBI untuk *cluster* yang berjumlah 2, 3, 4, dan 5 menggunakan Persamaan (4) dan hasilnya disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Nilai DBI untuk Pengelompokan Menggunakan Metode *Ward*

Jumlah <i>Cluster</i>	Nilai DBI
2	1,4705
3	1,3137
4	1,3458
5	1,1420

Penentuan banyaknya *cluster* optimum menggunakan *Davies Bouldin Index* (DBI) didasarkan pada besar atau kecil nilai yang diperoleh. Semakin kecil nilai DBI yang diperoleh maka akan semakin baik jumlah *cluster* yang terbentuk. Berdasarkan Tabel 2, diketahui nilai DBI terkecil adalah sebesar 1,1420 dengan *cluster* yang terbentuk sebanyak lima. Sehingga, banyaknya *cluster* optimum dalam mengelompokkan provinsi di Indonesia berdasarkan indikator kemiskinan adalah berjumlah lima. Berdasarkan Gambar 1, jika disajikan ke dalam peta Indonesia maka hasil pengelompokan akan tampak seperti pada Gambar 2.

Dengan menganalisis Gambar 2, diketahui bahwa *cluster* 1 dan *cluster* 2 beranggotakan provinsi yang mayoritas terletak di wilayah Indonesia bagian timur. Sedangkan provinsi yang merupakan anggota dari *cluster* 3 dan *cluster* 4 mayoritas tersebar di wilayah Indonesia bagian barat. Wilayah Indonesia bagian tengah merupakan kawasan dari Indonesia yang didalamnya tersebar provinsi yang merupakan anggota dari *cluster* 1, 2, 3, dan 4. Anggota dari *cluster* 5 hanya terdapat di wilayah Indonesia bagian barat tepatnya Pulau Jawa.



Gambar 2. Peta Hasil Pengelompokan Provinsi di Indonesia Berdasarkan Indikator Kemiskinan

3.4 Interpretasi Profil *Cluster*

Karakteristik kemiskinan untuk masing-masing *cluster* dapat diketahui dengan menganalisis rata-rata variabel indikator kemiskinan di tiap *clusternya* yang disajikan pada Tabel 3. *Cluster* 1 digolongkan sebagai *cluster* dengan provinsi yang tingkat kemiskinannya sangat tinggi. Persentase penduduk miskin, indeks keparahan kemiskinan, dan indeks kedalaman kemiskinan di *cluster* 1 paling tinggi dari *cluster* lainnya. Harapan lama sekolah dan rata-rata lama sekolah di *cluster* 1 paling rendah jika dibandingkan dengan *cluster* lainnya. Selain itu, pengeluaran perkapita disesuaikan serta umur harapan hidup di *cluster* 1 juga terendah. Salah satu provinsi yang menjadi anggota *cluster* 1 adalah Papua. Tergolongnya Papua sebagai provinsi dengan tingkat kemiskinan yang sangat tinggi disebabkan oleh ketidakmampuan penduduk lokal untuk mengelola kekayaan alam yang dimiliki sehingga sumber daya alam yang tersedia tidak secara optimal dimanfaatkan dan bahkan menjadi aset yang dikuasai dan dikelola oleh pihak asing. Selain itu, rendahnya tingkat pendidikan dikarenakan terbatasnya akses dan infrastruktur serta tenaga pendidik, pelemahan daya beli akibat harga beberapa komoditas bahan pokok kian mengalami kenaikan, program bantuan sosial yang belum maksimal direalisasikan, tidak memadainya fasilitas dan tenaga kesehatan serta akses ke pusat kesehatan yang sulit dijangkau terutama untuk penduduk yang tinggal di pedalaman, serta pembangunan infrastruktur yang tidak merata juga merupakan penyebab dari tingginya kemiskinan di Papua.

Cluster 2 digolongkan sebagai *cluster* dengan tingkat kemiskinan yang tinggi. *Cluster* 2 merupakan *cluster* dengan persentase penduduk miskin, indeks keparahan kemiskinan, dan indeks kedalaman kemiskinan tertinggi kedua setelah *cluster* 1. PDRB *cluster* 2 paling kecil jika dibandingkan dengan *cluster* lainnya. Selain itu pengeluaran perkapita disesuaikan dan umur harapan hidup di *cluster* 2 juga cukup kecil dan bernilai terendah kedua setelah *cluster* 1. Walaupun demikian, *cluster* 2 memiliki harapan lama sekolah tertinggi dan tingkat pengangguran terbuka terendah. DI Yogyakarta merupakan salah satu provinsi yang menjadi anggota dari *cluster* 2. Tingkat kemiskinan di DI Yogyakarta yang tergolong tinggi disebabkan oleh adanya keterbatasan daya beli masyarakat yang diakibatkan oleh rendahnya upah yang diterima masyarakat di daerah DI Yogyakarta. Terbatasnya daya beli masyarakat berpotensi mendorong meningkatnya angka kemiskinan. Pengeluaran penduduk yang relatif rendah selain disebabkan oleh adanya keterbatasan daya beli juga disebabkan oleh pola konsumsi

masyarakatnya yang cenderung irit dan lebih mengoptimalkan pemanfaatan sumber daya sekitar sebagai bahan pokok untuk dikonsumsi. Sebagian besar masyarakatnya memanfaatkan pekarangan sebagai lahan untuk menanam tanaman pangan dan tidak sedikit juga masyarakat yang beternak hewan dengan tujuan dijadikan bahan makanan untuk konsumsi keluarga. Rendahnya pengeluaran penduduk membuat DI Yogyakarta terkesan sebagai provinsi yang miskin.

Tabel 3. Karakteristik Tiap Cluster

Variabel	Satuan	Rata-Rata Cluster ke-i				
		1	2	3	4	5
PPM (X_1)	%	23,21	12,96	8,34	6,55	4,67
IKPK (X_2)	%	1,89	0,64	0,30	0,25	0,18
IKDK (X_3)	%	5,65	2,39	1,31	1,04	0,75
PDRB (X_4)	Triliun Rupiah	96,81	75,93	516,28	294,88	1856,30
HLS (X_5)	Tahun	12,48	13,81	12,81	13,30	13,07
RLS (X_6)	Tahun	7,38	8,83	8,20	9,40	11,17
TPT (X_7)	%	4,31	4,30	5,67	6,67	8,50
PPD (X_8)	Juta Rupiah/Orang	7,48	9,95	11,02	11,56	18,52
UHH (X_9)	Tahun	66,41	68,92	71,07	71,32	73,01
KRS (X_{10})	%	81,48	82,89	84,20	72,19	48,48

Cluster 3 digolongkan sebagai cluster dengan tingkat kemiskinan sedang. Persentase penduduk miskin, indeks keparahan kemiskinan, dan indeks kedalaman kemiskinan di cluster 3 merupakan tertinggi ketiga setelah cluster 1 dan cluster 2. Harapan lama sekolah dan rata-rata lama sekolah di cluster 3 bernilai cukup kecil dan merupakan terendah kedua setelah cluster 1. Meskipun demikian, persentase kepemilikan rumah sendiri di cluster 3 lebih tinggi dari cluster lainnya. Salah satu provinsi yang menjadi anggota dari cluster 3 adalah Sulawesi Selatan. Kenaikan harga sejumlah barang yang memicu terjadinya inflasi mengakibatkan setidaknya 11,91% masyarakat Sulawesi Selatan masih tergolong sebagai penduduk miskin pada tahun 2021. Naiknya harga sejumlah barang mengakibatkan daya beli masyarakat melemah yang berpotensi meningkatkan angka kemiskinan. Selain itu, rendahnya pendidikan dikarenakan banyak anak yang berhenti bersekolah akibat permasalahan ekonomi dan masyarakatnya yang melumrahkan pernikahan dini juga merupakan hal yang memberikan pengaruh terhadap tingkat kemiskinan di Sulawesi Selatan. Walaupun demikian, salah satu ladang penghasilan utama masyarakat Sulawesi Selatan yaitu sektor pertanian terus mengalami pertumbuhan yang berdampak pada meningkatnya pendapatan di wilayah pedesaan.

Cluster 4 merupakan cluster dengan provinsi yang tingkat kemiskinannya rendah. Persentase penduduk miskin, indeks keparahan kemiskinan, dan indeks kedalaman kemiskinan di cluster 4 lebih rendah jika dibandingkan dengan cluster 1, 2, dan 3. Harapan lama sekolah, rata-rata lama sekolah dan umur harapan hidup di cluster 4 cukup tinggi dan menempati posisi kedua tertinggi dibandingkan cluster lainnya. Akan tetapi, tingkat pengangguran terbuka cluster 4 lebih tinggi jika dibandingkan dengan cluster 1, 2, dan 3. Selain itu, cluster 4 memiliki persentase kepemilikan rumah sendiri terendah kedua setelah cluster 5. Sulawesi Utara menjadi salah satu provinsi yang merupakan anggota dari cluster 4. Rendahnya tingkat kemiskinan di Sulawesi Utara merupakan hasil kerja keras Pemerintah Provinsi Sulawesi Utara dalam menekan angka kemiskinan. Berbagai program penanggulangan kemiskinan daerah seperti pemberdayaan masyarakat, penyaluran bantuan sosial, dan pemberdayaan usaha ekonomi mikro dan kecil telah berhasil dilaksanakan Pemerintah Provinsi Sulawesi Selatan secara efektif dan efisien yang membuat Sulawesi Utara menjadi provinsi dengan persentase penduduk miskin terendah se-Sulawesi. Selain itu, naiknya Nilai Tukar Petani (NTP) dan indeks upah buruh pertanian juga memberikan kontribusi terhadap rendahnya tingkat kemiskinan di Sulawesi Utara. Walaupun demikian, ketenagakerjaan masih menjadi suatu permasalahan yang mengganggu pertumbuhan ekonomi di Sulawesi Utara. Angka pengangguran di Sulawesi Utara masih tergolong cukup tinggi dan peningkatan pengangguran di Sulawesi Utara umumnya terjadi di kota-kota besar dikarenakan adanya ketidakseimbangan antara persediaan dengan kebutuhan tenaga kerja. Sedangkan di daerah pedesaan banyak masyarakat yang beralih menjadi petani dan hal ini berdampak pada meningkatnya sektor pertanian di Sulawesi Utara.

Cluster 5 tergolong sebagai *cluster* dengan tingkat kemiskinan yang sangat rendah. Persentase penduduk miskin, indeks keparahan kemiskinan, dan indeks kedalaman kemiskinan di *cluster* 5 merupakan yang paling rendah. PDRB, rata-rata lama sekolah, pengeluaran perkapita disesuaikan, dan umur harapan hidup di *cluster* 5 paling tinggi jika dibandingkan dengan *cluster* lainnya. Namun, *cluster* 5 memiliki tingkat pengangguran terbuka tertinggi dan persentase kepemilikan rumah sendiri terendah. Satu-satunya provinsi yang menjadi anggota dari *cluster* 5 adalah DKI Jakarta. Tingkat kemiskinan di DKI Jakarta yang tergolong sangat rendah tidak terlepas dari keberhasilan pemerintah dalam menjaga kestabilan harga sehingga masyarakat miskin masih tetap dapat membeli bahan pokok untuk memenuhi kebutuhan hidupnya. Upah minimum yang cukup tinggi dan terjaganya stabilitas harga bahan pokok membuat daya beli masyarakat DKI Jakarta relatif tinggi sehingga berdampak pada sejahteranya perekonomian masyarakat. Berbagai program pengentasan kemiskinan seperti penyaluran bantuan sosial dan kesehatan serta bantuan biaya pendidikan yang ditujukan untuk meringankan beban pengeluaran masyarakat tergolong miskin yang diimbangi dengan terlaksananya program pemberdayaan dan peningkatan produktivitas masyarakat seperti pelatihan keterampilan kerja dan kewirausahaan terpadu berhasil menekan angka kemiskinan di DKI Jakarta.

Berdasarkan peta yang tampak pada Gambar 2, dapat diketahui bahwa wilayah Indonesia bagian timur didominasi oleh *cluster* 1 yang merupakan *cluster* dengan tingkat kemiskinan yang sangat tinggi dan *cluster* 2 dengan tingkat kemiskinan yang tinggi. Tingginya tingkat kemiskinan di provinsi-provinsi yang berada di wilayah Indonesia bagian timur disebabkan oleh belum meratanya pembangunan yang dilakukan di Indonesia sehingga wilayah Indonesia bagian timur masih tertinggal dan pembangunan belum optimal direalisasikan di wilayah ini. Infrastruktur yang minim dan sulitnya pusat untuk menjangkau daerah-daerah terpencil di wilayah Indonesia bagian timur memperparah kondisi kemiskinan. Berbagai bantuan yang bertujuan untuk meringankan beban pengeluaran masyarakat tidak mampu seperti bantuan sosial, kesehatan, dan pendidikan belum merata tersalurkan di wilayah Indonesia bagian timur.

Hasil penelitian yang dilakukan sejalan dengan publikasi yang diberitakan dalam salah satu media resmi yang menyajikan berita terkini dan terpercaya yaitu CNN Indonesia dimana hingga Maret 2022 daftar 10 daerah di Indonesia dengan tingkat kemiskinan paling tinggi diantaranya adalah Papua, Papua Barat, Nusa Tenggara Timur, Maluku, Gorontalo, Aceh, Bengkulu, Nusa Tenggara Barat, Sulawesi Tengah, dan Sumatera Selatan (CNNIndonesia, 2022). Hal ini menunjukkan bahwa hasil penelitian yang telah diperoleh dapat menjadi bahan rujukan bagi pemerintah dalam menetapkan kebijakan untuk mengatasi permasalahan terkait kemiskinan di Indonesia.

4. SIMPULAN DAN SARAN

Penelitian yang telah dilakukan memperoleh hasil bahwa berdasarkan indikator kemiskinan, *cluster* optimum yang terbentuk untuk mengelompokkan provinsi di Indonesia adalah berjumlah 5 *cluster* dengan nilai DBI yang diperoleh sebesar 1,1420 yang merupakan nilai DBI terkecil dari jumlah *cluster* lainnya. *Cluster* 1 merupakan *cluster* dengan tingkat kemiskinan yang sangat tinggi dan terdiri dari 3 provinsi, yaitu Nusa Tenggara Timur, Papua, dan Papua Barat. *Cluster* 2 merupakan *cluster* dengan tingkat kemiskinan tinggi dan terdiri dari 10 provinsi, yaitu Aceh, Bengkulu, DI Yogyakarta, Nusa Tenggara Barat, Sulawesi Barat, Gorontalo, Sulawesi Tenggara, Sulawesi Tengah, Maluku, dan Maluku Utara. *Cluster* 3 merupakan *cluster* dengan tingkat kemiskinan sedang dan terdiri dari 11 provinsi, yaitu Kep. Bangka Belitung, Jambi, Lampung, Sumatera Selatan, Jawa Tengah, Jawa Timur, Jawa Barat, Kalimantan Tengah, Kalimantan Selatan, Kalimantan Barat, dan Sulawesi Selatan. *Cluster* 4 merupakan *cluster* dengan tingkat kemiskinan rendah dan terdiri dari 9 provinsi, yaitu Kep. Riau, Riau, Sumatera Utara, Sumatera Barat, Banten, Kalimantan Timur, Kalimantan Utara, Bali, dan Sulawesi Utara. *Cluster* 5 merupakan *cluster* dengan tingkat kemiskinan sangat rendah dan terdiri dari 1 provinsi, yaitu DKI Jakarta.

Saran untuk peneliti yang ingin melakukan penelitian terkait penentuan *cluster* optimum untuk mengelompokkan wilayah di Indonesia berdasarkan tingkat kemiskinan dapat menggunakan metode pengelompokan dan penentuan *cluster* optimum yang lain guna memperkaya, menambah, dan mengembangkan metode yang sudah ada. Dalam rangka mengatasi permasalahan terkait kemiskinan, pemerintah dapat menjalankan program dan kebijakan yang sesuai dengan urgensi di tiap *clusternya*. Urutan nomor *cluster* menggambarkan skala prioritas dalam penanganan kemiskinan. Upaya pemerintah dengan memberikan bantuan pendidikan

seperti meringankan atau bahkan menanggung biaya pendidikan dari SD sampai SLTA untuk masyarakat yang kurang mampu merupakan urgensi yang harus segera direalisasikan kepada provinsi yang berada di *cluster* 1 dan 3. Menambah lapangan pekerjaan, menaikkan upah minimum, dan memberikan pelatihan ketenagakerjaan merupakan langkah yang harus segera diupayakan untuk provinsi yang berada di *cluster* 1, 2, 4, dan 5. Selain itu, memberikan bantuan kesehatan dan melengkapi fasilitasnya, serta membangun program pemenuhan kecukupan gizi dan kalori penduduk miskin harus segera dilakukan pemerintah pada provinsi yang berada di *cluster* 1 dan 2. Mengelola kekayaan alam yang dimiliki, dan memberikan kesempatan seluas-luasnya kepada UMKM untuk memajukan usahanya seperti dengan menyalurkan bantuan modal diupayakan untuk segera direalisasikan pada *cluster* 2. Terakhir, memberikan bantuan rumah subsidi untuk masyarakat berpenghasilan rendah dapat segera direalisasikan pemerintah pada provinsi yang berada di *cluster* 4 dan 5.

DAFTAR PUSTAKA

- Amida, O. V. and Sitorus, J. R. (2020). Penerapan Regresi Logistik Biner Multilevel dalam Analisis Pengaruh Karakteristik Individu, Rumah Tangga, dan Wilayah Terhadap Status Kemiskinan Balita di Kepulauan Maluku dan Pulau Papua. *Seminar Nasional Official Statistics 2020*. Jakarta: Politeknik Statistika STIS, pp. 967-977.
- Badan Pusat Statistik. (2022). *Statistik Indonesia 2022*. Jakarta: Badan Pusat Statistik.
- CNNIndonesia. (2022). *Daftar 10 Provinsi dengan Angka Kemiskinan Tertinggi*. [Online]. Available at: <https://www.cnnindonesia.com/ekonomi/20220715130549-532-821968/daftar-10-provinsi-dengan-angka-kemiskinan-tertinggi> [Accessed 13 Mei 2023].
- Dani, A. T., Wahyuningsih, S. and Rizki, N. A. (2019). Penerapan Hierarchical Clustering Metode Agglomerative pada Data Runtun Waktu. *Jambura Journal of Mathematics*, 1 (2), pp. 64 - 78.
- Davies, D. L. and Bouldin, D. W. (1979). A Cluster Separation Measure. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-1 (2), pp. 224 - 227.
- Gunawan, I. (2016). *Pengantar Statistika Inferensial*. Jakarta: Raja Grafindo Persada.
- Hilmi, M. N., Wilandari, Y. and Yasin, H. (2015). Pemetaan Preferensi Mahasiswa Baru dalam Memilih Jurusan Menggunakan Artificial Neural Network (ANN) dengan Algoritma Self Organizing Maps (SOM). *Jurnal Gaussian*, 4 (1), pp. 53 - 60.
- Imasdiani, Purnamasari, I. and Amijaya, F. D. (2022). Perbandingan Hasil Analisis Cluster dengan Menggunakan Metode Average Linkage dan Metode Ward (Studi Kasus: Kemiskinan di Provinsi Kalimantan Timur Tahun 2018). *EKSPONENSIAL*, 13 (1), pp. 9-18.
- Karnelia, L., Kusnandar, D. and Martha, S. (2020). Pembentukan Cluster Optimum Berdasarkan Metode Hierarki Divisive. *Bimaster: Buletin Ilmiah Matematika, Statistika dan Terapannya*, 9 (4), pp. 483 - 488.
- Orisa, M. (2022). Optimasi Cluster pada Algoritma K-Means. *Prosiding SENIATI*. Malang: Institut Teknologi Nasional Malang, pp. 430-437.
- Saputri, D. U., Hidayat, T. and Masturoh, S. (2022). Pengelompokan Kebutuhan Air Bersih di Indonesia Periode 2012-2017 Menggunakan Algoritma K-Means. *SISFOTENIKA*, 12 (2), pp. 203 - 212.
- Waworuntu, M. V. and Amin, M. F. (2018). Penerapan Metode K-Means Pemetaan Calon Penerima Jamkesda. *Kumpulan Jurnal Ilmu Komputer*, 5 (2), pp. 190 - 200.
- Wijaya, Y. A., Kurniady, D. A., Setyanto, E., Tarihoran, W. S., Rusmana, D. and Rahim, R. (2021). Davies Bouldin Index Algorithm for Optimizing Clustering Case Studies Mapping School Facilities. *TEM Journal*, 10 (3), pp. 1099 - 1103.