Pengelompokan Provinsi di Indonesia Berdasarkan Tingkat Kemiskinan Menggunakan Analisis *Hierarchical Agglomerative Clustering*

(Indonesian Province Grouping Based on Poverty Level Using Hierarchical Agglomerative Clustering Analysis)

Edy Widodo^{1*}, Putri Ermayani², Latifah Nur Laila³, Asdan Tri Madani⁴

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

Jl. Kaliurang Km 14.5 Yogyakarta

E-mail: edywidodo@uii.ac.id

ABSTRAK

Sebagai permasalahan yang kompleks dan multidimensional, kemiskinan menjadi prioritas pembangunan. Setiap negara memiliki faktor penyebab kemiskinan yang beragam, diantaranya disebabkan oleh Sars-Cov-2 sepanjang tahun 2020. Pengaruhnya berupa kenaikan tingkat kemiskinan pada provinsi-provinsi di Indonesia. Sehingga Dalam usaha pengentasan kemiskinan dapat melakukan pengelompokan tingkat kemiskinan provinsi di Indonesia untuk mengetahui provinsi yang layak mendapatkan prioritas penanganan. Penelitian terkait telah banyak dilakukan hanya berfokus pada suatu provinsi dan belum secara menyeluruh. Pada penelitian ini dilakukan analisis menggunakan seluruh provinsi di Indonesia serta indikator kemiskinan yang lebih lengkap yaitu indeks keparahan kemiskinan, indeks kedalaman kemiskinan, angka melek huruf, rata-rata lama sekolah, harapan lama sekolah, tingkat pengangguran terbuka, dan persentase penduduk miskin. Pengelompokan dilakukan dengan metode analisis *hierarchical agglomerative clustering*. Hasil penelitian diperoleh 3 *cluster* tingkat kemiskinan yaitu *cluster* 1 merupakan tingkat rendah dengan anggota 25 provinsi, *cluster* 2 atau tingkat sedang sebanyak 7 provinsi, dan *cluster* 3 dengan tingkat tinggi sebanyak 2 anggota.

Kata kunci: Covid-19, *Hierarchical Agglomerative Clustering*, Indikator Kemiskinan, Tingkat Kemiskinan

ABSTRACT

As a complex and multidimensional problem, poverty is a development priority. Each country has various poverty factors, including sars-cov-2 throughout 2020. The effect is in the form of an increase in poverty rates in the provinces in Indonesia. So that in the effort of poverty alleviation can group the provincial poverty rate in Indonesia to find out which provinces deserve priority handling. Much of the research has been done focusing only on a province and not as a whole. The study was analyzed using all provinces in Indonesia as well as more complete indicators of poverty severity index, poverty depth index, literacy rate, average length of school, old school expectations, open unemployment rate, and percentage of poor population. Grouping is done by hierarchical agglomerative clustering analysis method. The results of the study obtained 3 clusters of poverty levels, namely cluster 1 is a low level with members of 25 provinces, cluster 2 or medium level as many as 7 provinces, and cluster 3 with a high level of 2 members.

Keywords: Covid-19, *Hierarchical Agglomerative Clustering*, Poverty Indicators, Poverty Level

PENDAHULUAN

Kemiskinan merupakan ketidakmampuan dalam pemenuhan kebutuhan primer seperti makanan, pakaian, tempat berlindung, pendidikan, dan kesehatan. Berdasarkan Survei Ekonomi Nasional September 2020, Badan Pusat Statistika merilis data terkait kemiskinan yang menunjukkan kenaikan sebesar 10.19% dimana mengalami peningkatan sebesar 0.41% dari persentase penduduk miskin pada bulan Maret 2020. Kemiskinan yang terjadi di Indonesia merupakan masalah yang menjadi prioritas pembangunan karena sangat kompleks dan bersifat multidimensional. Terwujudnya masyarakat yang adil dan makmur sebagai salah satu cita-cita bangsa dapat diwujudkan dengan pengentasan kemiskinan yang terjadi di Indonesia (Royat, 2015).

Setiap negara memiliki beragam faktor penyebab kemiskinan, diantaranya pada masa pandemi yang diakibatkan oleh Sars-Cov-2 (Bullard J, 2020). Awal mula kasus terkonfirmasi Covid-19 di Indonesia pada 2 Maret 2020 dan terus mengalami fluktuasi pada jumlah pasien terkonfirmasi positif Covid-19 hingga kuartal akhir 2020 yang berpengaruh pada berbagai aspek kehidupan, contohnya tingkat kemiskinan yang mengalami kenaikan. Pandemi Covid-19 berdampak pada kemiskinan dan ketimpangan yang terjadi di Indonesia terus pada tren meningkat. Jumlah penduduk usia kerja sebanyak 203,97 juta orang, dengan total terdampak

pandemi sebesar 14,28 % atau 29,12 juta orang menjadi penyebab meningkatnya kemiskinan (BPS, 2020). Peningkatan jumlah miskin mengalami peningkatan dibandingkan sebelum adanya pandemi sekitar 1,16 juta hingga 3,78 juta orang. Penyebab utama kemiskinan yang terjadi di Indonesia adalah kurangnya pendidikan dan kualitas sumber daya manusia (SDM) yang menyebabkan tingginya angka pengangguran terutama *cluster* kemiskinan daerah pedesaan.

Kemiskinan yang tinggi akan menyebabkan beberapa dampak sosial salah satunya adalah tingginya angka pengangguran. Masyarakat yang tidak memiliki pekerjaan, besar kemungkinan akan mencari cara lain untuk mendapatkan kebutuhan harian meskipun dengan cara yang tidak legal. Hal tersebut tentunya akan meningkatkan kasus kriminalitas yang terjadi di Indonesia. Sehingga diperlukan peninjauan lebih lanjut untuk dapat mengatasi masalah kemiskinan di Indonesia supaya tidak menimbulkan permasalahan lainnya. Upaya yang dapat dilakukan dalam pengentasan kemiskinan yaitu mengetahui daerah dengan tingkat kemiskinan tertinggi, sedang atau rendah agar pemerintah dapat menetapkan skala prioritas dalam menanggulangi kemiskinan. Pengelompokan tingkat kemiskinan di Indonesia dapat menjadi referensi bagi pemerintah dalam merancang kebijakan yang sesuai berdasarkan karakteristik kemiskinan yang dimiliki oleh setiap provinsi. Hasil pengelompokan dapat membantu upaya penanganan yang dilakukan akan tepat sasaran sehingga perekonomian masyarakat Indonesia dapat lebih merata.

Penelitian mengenai pengelompokan kemiskinan pernah dilakukan oleh F. Fajriani pada tahun 2019 menggunakan indikator indeks kedalaman kemiskinan dan indeks keparahan kemiskinan pada masing-masing kabupaten/kota. Pada penelitian tersebut dilakukan analisis *cluster* kemiskinan di Provinsi Sulawesi Selatan dengan hasil penelitian berupa 2 *cluster* kemiskinan. Penelitian Debrina vita ferezagia pada tahun 2018 menggunakan analisis multivariat non hierarki dengan 3 indikator kemiskinan yaitu indeks keparahan kemiskinan, indeks kedalaman kemiskinan, dan presentase penduduk miskin. Hasil penelitian dengan analisis *non hierarki cluster* mengelompokkan provinsi di Indonesia menjadi 3 kelompok yaitu provinsi miskin (*cluster* 1), sedang (*cluster* 2) dan tidak miskin (*cluster* 3). Meskipun sudah banyak riset terkait dengan indikator tingkat kemiskinan namun masih dilakukan secara parsial dan masih jarang yang dilakukan secara menyeluruh. Pada penelitian ini dilakukan penelitian dengan melibatkan indikator kemiskinan yang lebih lengkap yaitu Indeks Keparahannya Kemiskinan, Indeks Kedalaman Kemiskinan, Angka Melek Huruf (AMH), Rata-Rata Lama Sekolah (RLS), Harapan Lama Sekolah (HLS), Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT), dan Persentase Penduduk Miskin (PPM).

Pengelompokan daerah yang memiliki karakteristik yang sama dapat dilakukan dengan analisis *cluster*. Analisis *cluster* akan mengklasifikasi provinsi di Indonesia yang memiliki sifat mirip (paling dekat kesamaannya) dalam *cluster* yang sama. Tujuan dari penelitian ini yaitu mengetahui kondisi tingkat kemiskinan berdasarkan faktor yang mempengaruhinya, mengetahui pengelompokan tingkat kemiskinan, dan mengetahui karakteristik setiap *cluster* tingkat kemiskinan di Indonesia saat pandemi Covid-19. Analisis *cluster* dibagi menjadi 2 yaitu analisis *cluster* hirarki dan analisis *cluster* non hirarki. Pada penelitian ini akan digunakan analisis *cluster* hirarki, data yang digunakan akan membentuk hirarki atau tingkatan tersendiri sehingga mempermudah dalam interpretasi. Penggunaan metode *cluster* hirarki dalam penelitian ini adalah metode *agglomerative* dengan 4 sub metode yaitu *single linkage*, *complete linkage*, *average linkage*, dan metode *ward's*.

METODE

Analisis Clustering

Analisis *cluster* merupakan elemen dari proses *data mining* yang berfungsi mengelompokkan obyek menjadi sebuah *cluster* data. *Cluster* merupakan sekelompok obyek data yang mempunyai kesamaan dalam *cluster* yang sama. Analisis *cluster* berfungsi mengenali sekelompok obyek dengan kesamaan dan karakteristik yang mampu dibedakan terhadap *cluster* lainnya (Dani, Wahyuningsih, & Rizki, 2019).

Menurut Santoso (2017), analisis *cluster* akan menghasilkan beberapa *cluster*. Sementara menurut Supranto (2004), analisis *cluster* adalah teknik untuk mengelompokkan obyek pada *cluster* yang cukup homogen disebut *cluster*, sehingga objek yang berbeda akan dikelompokkan dalam *cluster* yang lain. Analisis *cluster* memiliki beberapa konsep seperti:

1. *agglomeration schedule* memberikan jadwal informasi obyek yang akan dikumpulkan pada proses *clustering* hirarki.
2. Kedudukan *cluster* yang menunjukkan setiap obyek yang menjadi anggota suatu *cluster*.

3. dendrogram sebagai penyajian hasil analisis *cluster*. Garis tegak pada dendrogram merepresentasikan gabungan anggota suatu *cluster*, sedangkan garis pada skala menunjukkan jarak antar gabungan *cluster*.
4. koefisien *agglomerative* merupakan nilai yang digunakan dalam penentuan kebaikan hasil *clustering*. Nilai koefisien mendekati 1 artinya pengelompokan semakin baik atau semakin kuat.
5. asumsi *cluster* yang pertama menurut Santoso (2017) adalah sampel yang digunakan dapat mewakili populasi atau dapat dikatakan representatif. Ketentuan jumlah sampel representatif memang tidak ada, tetapi tetap membutuhkan sampel yang cukup besar untuk keakuratan proses *clustering*. (Ningrat, Maruddani, & Wuryandari, 2016)
6. asumsi *cluster* kedua yang harus dipenuhi adalah multikolinearitas dimana menunjukkan hubungan linear diantara beberapa atau semua variabel penelitian yang digunakan. Dalam pengujiannya multikolinearitas diketahui dari nilai *Variance Inflation Factor* (VIF), apabila nilai VIF lebih dari 10 maka terdapat gejala multikolinearitas. Sedangkan nilai VIF yang kurang dari 10 menandakan tidak terdapat gejala multikolinearitas (Prabowo, Nisa, Faisol, & Setiawan, 2020). Apabila terjadi multikolinearitas akan dilakukan pengukuran jarak dengan menggunakan metode jarak *Mahalanobis*. Sedangkan ketika tidak terjadi multikolinearitas, maka digunakan perhitungan jarak dengan menggunakan metode jarak *Euclidean* (Rahmawati, 2013).

- a. Jarak *Mahalanobis*, digunakan jika data terjadi korelasi. Menurut Durak (2001) dalam (Rahmawati, 2013), perhitungan jarak *Mahalanobis* antara dua sampel X dan Y dari suatu variabel acak dirumuskan sebagai berikut :

$$d(x, y) = \sqrt{(y - x)^T \Sigma^{-1} (y - x)} \quad \dots\dots\dots(1)$$

dengan :

$d(x,y)$ = jarak *mahalanobis*

x = vektor untuk x

y = vektor y

Σ = matriks varian kovarian.

- b. Jarak *Euclidean*, digunakan ketika tidak terjadi korelasi pada data. Rumus yang digunakan pada jarak *Euclidean* adalah sebagai berikut:

$$d(y, x) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (y_k - x_k)^2}; k = 1, 2, 3, \dots, n \quad \dots\dots\dots(2)$$

dengan:

$d(x,y)$ = kuadrat jarak *Euclidean* antar obyek pada y dengan obyek pada x

y_k = nilai dari obyek y pada variabel ke- k

x_k = nilai dari obyek x pada variabel ke- k

Hirarki Clustering

Hirarki *cluster* merupakan pengembangan dari suatu hirarki atau struktur mirip pohon bercabang. Pengelompokan hirarki memiliki algoritma dengan melakukan pembuatan m *cluster* yang terdiri atas 1 obyek dari suatu data. Selanjutnya antara satu *cluster* digabung dengan cluster lain yang memiliki jarak terdekat (Widyawati, Saptomo, & Utami, 2020). Tahapan tersebut berlanjut hingga m *cluster* yang terdiri atas satu objek menjadi satu *cluster* dengan anggota m objek.

Algoritma hirarki *clustering* dibagi menjadi dua, yaitu *divisive* dan *agglomerative*. Metode hirarki *divisive* bermula dari satu *cluster* yang terdiri atas semua obyek yang ada. Tahap berikutnya adalah pemisahan *cluster* yang memiliki ketidakmiripan yang cukup besar hingga terbentuk *cluster* yang lebih kecil. Pemisahan tersebut dilakukan hingga jumlah *cluster* yang diinginkan telah tercapai.

Agglomerative Clustering

Hirarki *agglomerative clustering* merupakan metode hirarki clustering berkarakter bottom-up yang berupa penggabungan n buah cluster hingga terbentuk dalam satu cluster. Metode tersebut menetapkan masing-masing obyek pada data merupakan satu *cluster* (*atomic cluster*) (Febuariyanti & Winarko, 2010).

- a. *Single Linkage*

Merupakan metode yang mendasarkan jarak atau kesamaan antara pasangan dari obyek penelitian, *cluster* terbentuk berdasarkan setiap obyek yang memiliki jarak terdekat atau kemiripan terbesar. Perhitungan yang dilakukan adalah mencari jarak terdekat dalam $D = \{d_{ik}\}$ dan obyek-obyek yang bersesuaian dilakukan penggabungan misalnya, U dan V , untuk memperoleh *cluster* (UV) (Dani,

Wahyuningsih, & Rizki, 2019). Metode *single linkage* memberikan hasil jika *cluster* digabungkan menurut jarak paling dekat antar obyek (Salton, 1989) dengan rumus:

$$d_{(UV)W} = \{d_{UV}, d_{VW}\} \dots\dots\dots (3)$$

dengan :

$\{d_{UV}, d_{VW}\}$ = jarak terpendek antar *cluster*.

b. *Average Linkage*

Menurut Dani, Wahyuningsih, & Rizki (2019), *average linkage* dilakukan dengan menghitung rata-rata jarak dari semua pasangan obyek dimana satu anggota dari pasangan tersebut adalah bagian setiap *cluster*. Perhitungan matriks jarak $D = \{d_{ik}\}$ dilakukan untuk mendapatkan obyek-obyek dengan kemiripan terbesar misalnya U dan V . Obyek obyek tersebut dilakukan penggabungan yang membentuk *cluster* (UV). Selanjutnya dilakukan perhitungan jarak antara (UV) dan *cluster* W yang lain. Metode *average linkage* merupakan penyatuan jarak menurut rata-rata antar pasangan obyek setiap himpunan dengan perhitungan:

$$d_{(UV)W} = \frac{\sum_i \sum_k d_{ik}}{N_{(UV)}N_W} \dots\dots\dots (4)$$

dengan :

d_{ik} = jarak antara obyek i dalam *cluster* (UV) dan obyek k dalam *cluster* W

$N_{(UV)}$ = banyak *item* dalam *cluster* (UV)

N_W = banyak *item* dalam *cluster* W .

c. *Complete Linkage*

Menurut (Wahyuningsih, Rizki, & Dani, 2019) metode *complete linkage* mendasarkan jarak terjauh antar objek. Jarak antar *cluster* merupakan hasil perhitungan obyek yang memiliki jarak terjauh. Perhitungan dimulai dengan menghitung nilai terkecil dalam $D = \{d_{ij}\}$ dan obyek-obyek yang bersesuaian akan digabungkan, misalnya U dan V , untuk memperoleh *cluster* (UV). Langkah selanjutnya dari algoritma yang dijelaskan yaitu, jarak antara (UV) dan *cluster* lain W . Metode *complete linkage* terjadi saat *cluster* digabungkan menurut jarak antar anggota terjauh (similaritas terkecil) dengan rumus:

$$d_{(UV)W} = \{d_{UV}, d_{VW}\} \dots\dots\dots (5)$$

d. Metode Ward

Metode Ward merupakan metode hirarki *clustering* bersifat *agglomerative* dalam mendapatkan *cluster* dengan varian internal terkecil. Algoritma *agglomerative* berupa pengelompokan hirarki yang berawal dari setiap obyek dengan *cluster* yang berbeda. Pembentukan *cluster* dilakuakn dengan menggabungkan obyek menjadi sebuah *cluster* yang memiliki semakin banyak obyek sebagai anggotanya (Oktavia, 2013). *Sum Square Error* (*SSE*) merupakan ukuran yang digunakan dengan rumus mentukan jarak berikut :

$$SSE = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x}) \dots\dots\dots (6)$$

dengan :

n = banyaknya obyek,

x_i = obyek ke 1,2,3,...,n,

$\bar{x}$ = rata-rata dalam *cluster*.

Data dan Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data populasi tentang kemiskinan tahun 2020 bersumber dari Badan Pusat Statistik (BPS) pada laman bps.go.id yang diunduh pada tanggal 24 Maret 2021. Data yang digunakan adalah faktor kemiskinan di Indonesia pada tahun 2020, berupa data indeks kedalaman kemiskinan, indeks keparahan kemiskinan, angka melek huruf, rata-rata lama sekolah, harapan lama sekolah, tingkat pengangguran terbuka, persentase penduduk miskin.

Definisi Operasional Variabel

Variabel penelitian merupakan segala sesuatu yang akan menjadi objek pengamatan penelitian. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

Tabel 1. Definisi Operasional Variabel Penelitian

No	Variabel	Definisi Operasional Variabel	Satuan
1	Indeks Keparahan Kemiskinan	$P_2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^q \left[\frac{z-y_i}{z} \right]^2 \dots\dots\dots(7)$ <p>dengan :</p> P_2 = indeks keparahan kemiskinan z = garis kemiskinan y_i = rata-rata pengeluaran perkapita sebulan penduduk yang berada di bawah garis kemiskinan $y_i < z$ q = banyaknya penduduk yang berada di bawah garis kemiskinan n = jumlah penduduk	-
2	Indeks Kedalaman Kemiskinan	$P_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^q \left[\frac{z-y_i}{z} \right] \dots\dots\dots(8)$ <p>dengan :</p> P_1 = indeks kedalaman kemiskinan	-
3	Angka Melek Huruf (AMH)	$AMH_{15+}^t = \frac{MH_{15+}^t}{P_{15+}^t} \times 100 \dots\dots\dots(9)$ <p>dengan :</p> AMH_{15+}^t = angka melek huruf usia 15 tahun keatas pada tahun ke- t MH_{15+}^t = jumlah penduduk usia 15 tahun keatas yang dapat membaca dan menulis P_{15+}^t = jumlah penduduk usia 15 tahun keatas	Persentase (%)
4	Rata-Rata Lama Sekolah (RLS)	$RLS = \frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n x_i \dots\dots\dots(10)$ <p>dengan:</p> RLS = rata-rata lama sekolah penduduk usia 25 tahun ke atas x_i = lama sekolah penduduk ke-I yang berusia 25 tahun n = jumlah penduduk usia 25 tahun ke atas	Tahun
5	Harapan Lama Sekolah (HLS)	$HLS_a^t = FK \times \sum_{i=a}^n \frac{E_i^t}{P_i^t} \dots\dots\dots(11)$ <p>dengan:</p> HLS_a^t = harapan lama sekolah pada umur a di tahun t E_i^t = jumlah penduduk usia I yang bersekolah pada tahun t i = usia (a,a+1, ... , n) FK = faktor koreksi	Tahun
6	Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT)	$TPT = \frac{a}{b} \times 100\% \dots\dots\dots(12)$ <p>dengan:</p> a = jumlah pengangguran b = jumlah angkatan kerja	Persentase (%)
7	Persentase Penduduk Miskin (PPM)	$P_\alpha = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^q \left[\frac{z-y_i}{z} \right]^\alpha \dots\dots\dots(13)$	Persentase (%)

Tahapan Penelitian

Metode penelitian ini menggunakan analisis *cluster* dengan metode *agglomerative clustering*, berikut adalah tahapan penelitian yang dilakukan:

1. melakukan analisis deskriptif;
2. melakukan pengujian asumsi representatif dan multikolinearitas;
3. menentukan metode *cluster* terbaik dengan membandingkan nilai koefisien *agglomerative* setiap metode;
4. melakukan penghitungan jarak objek dengan pemilihan metode berdasarkan pengujian multikolinearitas pada langkah 2. Ketika antar variabel penelitian tidak terjadi multikolinearitas, maka dilakukan perhitungan jarak objek dengan metode *Euclidean*. Sedangkan variabel penelitian terjadi multikolinearitas dilakukan perhitungan jarak objek dengan metode *Mahalanobis*;
5. menyajikan dendrogram dan hasil *cluster* menggunakan metode terbaik;
6. melakukan profilisasi setiap *cluster* untuk mengetahui karakteristik dari setiap *cluster*.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis Deskriptif

Sebagai langkah awal dari penelitian ini disajikan gambaran kasus kemiskinan yang terjadi di Indonesia dari 2015-2020, pada **Gambar 1** disajikan visualisasi PPM.

Gambar 1. Visualisasi Persentase Penduduk Miskin Indonesia 2015-2020

Berdasarkan **Gambar 1** PPM Indonesia menunjukkan pergerakan yang fluktuatif dari 2015 hingga 2017, namun terjadi penurunan hingga tahun 2019. Menurut Bappenas, terdapat tiga faktor yang mempengaruhi penurunannya dengan salah satunya adalah pelaksanaan program pengentasan kemiskinan. Namun pada tahun 2020 PPM mengalami peningkatan sebagai akibat dari pandemi Covid-19. Menurut BPS, tercatat di Indonesia pada Maret 2020 sebanyak 26,42 juta jumlah penduduk miskin sehingga tingkat kemiskinan dari total populasi nasional sebesar 9,78%. Peningkatan jumlah penduduk miskin terjadi karena penurunan pendapatan masyarakat sebagai akibat dari kebijakan pemerintah dalam upaya penanganan pandemi Covid-19.

Selanjutnya mengeksplorasi masing-masing variabel pada tiap provinsi. Eksplorasi dilakukan dengan analisis deskriptif berupa nilai minimum dan nilai maksimum dari setiap variabel dalam penelitian disajikan pada **Tabel 2**.

Tabel 2. Analisis Deskriptif

Variabel	Nilai Minimum	Nilai Maksimum
Harapan Lama Sekolah (HLS) (tahun)	11.08	15.59
Angka Melek Huruf (AMH) (%)	77.79	99.53
Rata-rata Lama Sekolah (RLS) (tahun)	6.69	11.13
Indeks Keparahan Kemiskinan (P2)	0.11	2.24
Persentase Penduduk Miskin (PPM) (%)	3.78	26.64
Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) (%)	3.32	10.95
Indeks Kedalaman Kemiskinan (P1)	0.57	6.53

Tabel 2 menyajikan informasi tentang nilai minimum dan maksimum masing-masing variabel pada provinsi di Indonesia. Nilai HLS, AMH, dan RLS minimum terjadi di Provinsi Papua. Hal tersebut mengindikasikan buruknya kualitas pendidikan di Provinsi Papua. Penelitian yang dilakukan oleh Parwa dan Yasa (2019) menyatakan bahwa pendidikan memiliki pengaruh dalam pengurangan angka kemiskinan. Kualitas pendidikan yang rendah tentunya akan membuat produktivitas yang rendah, sehingga akan sulit membuka peluang mendapat pekerjaan yang lebih layak atau pada keadaan ini menyebabkan pendapatan masyarakat yang rendah. Hal tersebut didukung dengan nilai persentase penduduk miskin di Provinsi Papua yang merupakan angka tertinggi di Indonesia.

Nilai P2, PPM, dan P1 minimum terjadi provinsi Bali. Hal tersebut menggambarkan kondisi kemiskinan di provinsi Bali cukup rendah. Laporan perekonomian provinsi Bali oleh Bank Indonesia februari 2021 memperkirakan membaiknya pertumbuhan ekonomi pada triwulan II 2021. Membaiknya pertumbuhan ekonomi yang diprediksi tentunya akan membawa perubahan berupa semakin berkurangnya kemiskinan di provinsi Bali.

Uji Multikolinearitas

Uji multikolinearitas dilakukan untuk mengetahui hubungan linear diantara 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
 H_0 : Tidak Terdapat Multikolinearitas
 H_1 : Terdapat Multikolinearitas
2. Tk.Signifikansi
 $\alpha = 5\% = 0.05$
3. Daerah Kritis
Tolak H_0 jika $VIF \geq 10$
4. Stat.Uji dan Keputusan

Tabel 3. Variabel, VIF, Tanda, Daerah Kritis (DK), dan Keputusan Untuk Uji Multikolinearitas

Variabel		VIF	Tanda	DK	Keputusan
HLS	AMH	2.128475	<	10	Gagal Tolak H_0
	P2	9.996757	<	10	Gagal Tolak H_0
	PPM	7.563147	<	10	Gagal Tolak H_0
	TPT	1.645480	<	10	Gagal Tolak H_0
	RLS	1.991929	<	10	Gagal Tolak H_0
AMH	P1	1.981776	<	10	Gagal Tolak H_0
	HLS	1.836127	<	10	Gagal Tolak H_0
	P2	10.254226	>	10	Tolak H_0
	PPM	8.807099	<	10	Gagal Tolak H_0
	TPT	1.786820	<	10	Gagal Tolak H_0
P2	RLS	2.609525	<	10	Gagal Tolak H_0
	P1	1.949816	<	10	Gagal Tolak H_0
	HLS	1.794639	<	10	Gagal Tolak H_0
	AMH	2.136043	<	10	Gagal Tolak H_0
	PPM	2.333260	<	10	Gagal Tolak H_0
PPM	TPT	1.711276	<	10	Gagal Tolak H_0
	RLS	2.670968	<	10	Gagal Tolak H_0
	P1	1.416589	<	10	Gagal Tolak H_0
	HLS	1.673705	<	10	Gagal Tolak H_0
	AMH	2.259306	<	10	Gagal Tolak H_0
TPT	P2	2.876217	<	10	Gagal Tolak H_0
	TPT	1.727785	<	10	Gagal Tolak H_0
	RLS	2.592530	<	10	Gagal Tolak H_0
	P1	1.889347	<	10	Gagal Tolak H_0
	HLS	1.784500	<	10	Gagal Tolak H_0
RLS	AMH	2.246315	<	10	Gagal Tolak H_0
	P2	10.337751	>	10	Tolak H_0
	PPM	8.467147	<	10	Gagal Tolak H_0
	RLS	1.968999	<	10	Gagal Tolak H_0
	P1	2.022363	<	10	Gagal Tolak H_0
P1	HLS	1.438464	<	10	Gagal Tolak H_0
	AMH	2.184502	<	10	Gagal Tolak H_0
	P2	10.744246	>	10	Tolak H_0
	PPM	8.460043	<	10	Gagal Tolak H_0
	TPT	1.311133	<	10	Gagal Tolak H_0
	P1	2.029073	<	10	Gagal Tolak H_0
	HLS	1.894950	<	10	Gagal Tolak H_0
	AMH	2.161238	<	10	Gagal Tolak H_0
	P2	7.545172	<	10	Gagal Tolak H_0
	PPM	8.163537	<	10	Gagal Tolak H_0
	TPT	1.783110	<	10	Gagal Tolak H_0
	RLS	2.686678	<	10	Gagal Tolak H_0

5. Kesimpulan

Dengan tingkat kepercayaan 95%, pada pengujian variabel AMH, TPT, dan RLS menunjukkan adanya multikolinearitas pada variabel P2, sedangkan variabel lainnya menunjukkan tidak adanya multikolinearitas.

Berdasarkan pengujian multikolinearitas yang telah dilakukan, terdapat beberapa variabel yang menunjukkan adanya multikolinearitas. Sehingga perhitungan jarak untuk analisis *cluster* akan dilakukan dengan metode *Mahalanobis*.

Penentuan Metode Cluster Terbaik

Penentuan metode *cluster* terbaik dilakukan dengan membandingkan nilai koefisien *agglomerative*. Koefisien *agglomerative* mengukur jumlah struktur pengelompokan yang ditemukan, nilai yang mendekati 1 menunjukkan struktur pengelompokan yang kuat. **Tabel 4** merupakan hasil perhitungan koefisien *agglomerative*.

Tabel 4. Koefisien *Agglomerative*

	Koefisien <i>Agglomerative</i>
<i>Average</i>	0.9697
<i>Single</i>	0.9524
<i>Complete</i>	0.9768
<i>Ward</i>	0.9850

Pada **Tabel 4**, hasil perhitungan koefisien *agglomerative* menunjukkan bahwa metode yang memiliki koefisien *agglomerative* paling tinggi adalah metode *ward* yaitu sebesar 0.985. Sehingga pengelompokan kemiskinan di Indonesia akan menggunakan *hierarchical clustering* dengan metode *ward*.

Hasil Metode Cluster Terbaik

Analisis *clustering* dengan metode *ward* dibentuk menjadi 3 *cluster* yaitu tinggi, sedang dan rendah dan disajikan dalam bentuk dendrogram. **Gambar 2** merupakan penyajian dendrogram *clustering* data kemiskinan di Indonesia tahun 2020.

Gambar 2. Dendrogram Hasil Clustering

Provinsi di Indonesia berhasil dilakukan *clustering* menjadi 3 *cluster* yang memiliki tingkatan tinggi, sedang, dan rendah. Tampilan provinsi hasil *clustering* yang lebih sederhana dapat dilihat pada **Tabel 5**.

Tabel 5. Provinsi Hasil *Clustering*

Cluster	Anggota	Jumlah Anggota
1	Aceh, Kalimantan Selatan, Gorontalo, Bali, Lampung, Sumatera Barat, Jawa Tengah, Sumatera Selatan, Kalimantan Barat, Kep. Bangka Belitung, Kalimantan Tengah, Bengkulu, Maluku Utara, Kepulauan Riau, Nusa Tenggara Timur, Sulawesi Tengah, Jambi, Sumatera Utara, Jawa Timur, Kalimantan Utara, Sulawesi Tenggara, Kalimantan Timur, Sulawesi Barat, Sulawesi Utara, Sulawesi Selatan	25
2	Banten, Jawa Barat, Maluku, Nusa Tenggara Barat, DI Yogyakarta, DKI Jakarta, dan Riau	7
3	Papua dan Papua Barat	2

Karakteristik Cluster

Masing-masing anggota *cluster* yang telah diperoleh selanjutnya dilakukan profilisasi untuk mengetahui karakteristik dari masing-masing *cluster* dengan cara mencari rata-rata masing-masing variabel pada tiap *cluster*.

Tabel 6. Profilisasi

Cluster	HLS	AMH	RLS	P2	PPM	TPT	P1	Keterangan
1	13.112	98.658	8.611	0.425	9.506	5.573	1.665	Rendah
2	13.546	98.556	9.214	0.467	9.834	7.819	1.971	Sedang
3	11.995	88.100	7.145	2.225	24.005	5.540	5.310	Tinggi

Pada **Tabel 6** diberi tanda bahwa nilai terbesar setiap variabel berwarna merah, nilai sedang warna *orange*, dan nilai terkecil berwarna hijau, kemudian diberikan interpretasi sebagai berikut :

- 1) *Cluster 1* dicirikan oleh AMH yang paling tinggi, serta P2, P1, dan PPM yang paling rendah dibandingkan *cluster* lainnya. Hal ini mengindikasikan kemiskinan *cluster* ini menunjukkan ketimpangan pengeluaran yang menyempit, rata-rata pengeluaran, dan jumlahnya diatas garis kemiskinan. Pada keadaan ini pemerintah dapat mempertahankan kestabilan perekonomian.
- 2) *Cluster 2* dicirikan oleh HLS, RLS, dan TPT paling tinggi dibandingkan *cluster* lain. Hal tersebut mengindikasikan kualitas pendidikan yang cukup baik dalam mendukung pengurangan angka kemiskinan, meskipun masih tingginya nilai TPT. Dalam mengatasi TPT yang masih tinggi, maka pemerintah dapat lebih menggalakkan informasi pelatihan kerja ke masyarakat, sehingga tercipta tenaga kerja terampil yang dapat bersaing bahkan dapat menciptakan lapangan pekerjaan.
- 3) *Cluster 3* dicirikan oleh P2, PPM, dan P1 yang paling tinggi, selain itu HLS, AMH, dan RLS yang paling rendah dibandingkan *cluster* lainnya. Hal tersebut mengindikasikan parahnya tingkat kemiskinan karena tingginya P2, PPM, dan P1, serta rendahnya kualitas pendidikan. Maka pemerintah dapat membuat kebijakan pada daerah *Cluster 3* berupa peningkatan sarana dan prasarana pendidikan seperti pembangunan sekolah unggulan di kota maupun pedalaman untuk meningkatkan nilai HLS, AMH dan RLS. Hal tersebut diharapkan dapat memperbaiki perekonomian di *Cluster 3* dan mengurangi tingkat kemiskinannya.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan yang telah diuraikan, maka peneliti memperoleh beberapa kesimpulan terkait kondisi kemsikinan di Indonesia pada tahun 2020. Tingkat kemiskinan tertinggi berada di provinsi Papua dengan nilai HLS, AMH, dan RLS yang sangat rendah. Sedangkan provinsi Bali dengan tingkat kemiskinan yang cukup rendah dengan nilai P2, PPM, dan P1 yang sangat kecil.

Pengelompokan provinsi berdasarkan kemiskinan di Indonesia dilakukan dengan metode terbaik setelah membandingkan nilai koefisien agglomerative yaitu metode *ward*. Hasil *clustering* terbentuk 3 *cluster* dengan *cluster 1* sebanyak 25 provinsi dengan tingkat kemiskinan rendah, *cluster 2* sebanyak 7 provinsi dengan tingkat kemiskinan sedang, dan *cluster 3* sebanyak 2 provinsi dengan tingkat kemiskinan tinggi. *Cluster 1* merupakan *cluster* dengan kemiskinan yang rendah karena memiliki nilai rata-rata P2, P1, dan PPM yang rendah dan nilai rata-rata AMH yang tinggi. *Cluster 2* merupakan *cluster* dengan kemiskinan yang sedang.

Provinsi di *Cluster 2* memiliki nilai rata-rata HLS dan RLS yang tinggi dan memiliki rata-rata pengangguran yang tinggi. *Cluster 3* merupakan *cluster* dengan kemiskinan yang tinggi karena memiliki nilai rata-rata P2, P1, dan PPM yang tinggi, serta memiliki nilai rata-rata TPT yang rendah. Selain itu *Cluster 3* memiliki nilai rata-rata HLS, AMH, dan RLS terendah.

DAFTAR PUSTAKA

- BPS. (2020). *Keadaan Ketenagakerjaan Indonesia Agustus 2020*. Jakarta: Berita Resmi Statistik Badan Pusat Statistik.
- Bullard J, D. K. (2020). Predicting infectious SARS-CoV-2 from diagnostic samples. *Clinical Infectious Diseases* (pp. 2663–2666). New York: Oxford University Press.
- Dani, A. T., Wahyuningsih, S., & Rizki, N. A. (2019). Penerapan Hierarchical Clustering Metode Agglomerative pada Data Runtun Waktu. *Jambura Journal of Mathematics*, 66.
- Fajriani. (2019). Persebaran Tingkat Kemiskinan di Sulawesi Selatan Menggunakan K-Means Clustering Analysis. *SEMANTIHK*, 276-281.
- Febuariyanti, H., & Winarko, E. (2010). Klastering Dokumen Menggunakan Hierarchical Agglomerative Clustering. *Prosiding Seminar Nasional Sistem dan Teknologi Informasi (SNASTI)*.
- Ferezagia, D. V. (2018). Analisis Tingkat Kemiskinan di Indonesia. *Jurnal Sosial Humaniora Terapan*, 1, 1-6. doi:<https://doi.org/10.7454/jsht.v1i1.6>
- Ningrat, D. R., Maruddani, D. A., & Wuryandari, T. (2016). Analisis Cluster Dengan Algoritma K-Means dan Fuzzy C-Means Clustering Untuk Pengelompokkan Data Obligasi Korporasi. *Jurnal Gaussian*, 641-650.
- Oktavia, S. d. (2013). Pengelompokan Kinerja Dosen Jurusan Matematika FMIPA UNTAN berdasarkan Penilaian Mahasiswa Menggunakan Metode Ward's. *Buletin Ilmiah Mat. Stat. dan Terapannya (Bimaster)*, 93-100.
- Parwa, I., & Yasa, I. (2019). Pengaruh Tingkat Pendidikan Dan Investasi Terhadap Pertumbuhan Ekonomi Dan Kemiskinan Di Provinsi Bali. *E-Jurnal EP Unud*, 945-973.
- Prabowo, R. A., Nisa, K., Faisol, A., & Setiawan, E. (2020). Simulasi Pemilihan Metode Analisis Cluster Hirarki Agglomerative Terbaik Antara Average Linkage dan Ward pada Data yang Mengandung Masalah Multikolinearitas. *Siger Matematika*, 49-55.
- Rahmawati, L. A. (2013). Analisis Kelompok dengan Menggunakan Metode Hierarki untuk Pengelompokan Kabupaten/Kota di Jawa Timur Berdasar Indikator Kesehatan. *Matematika FMIPA Universitas Negeri Malang*.
- Royat, S. (2015). *Kebijakan Pemerintah dalam Penanggulangan Kemiskinan*. Jakarta: Menko Kesra Bidang Koordinasi Pengangulan Kemiskinan.
- Salton, G. (1989). Automatic text processing: the transformation, analysis, and retrieval of information by computer. United States: Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc.
- Wahyuningsih, S., Rizki, N. A., & Dani, A. T. (2019). Penerapan Hierarchical Clustering Metode Agglomerative Pada Data Runtun Waktu. *Jambura Journal of Mathematics*, 64-78.
- Widyawati, Saptomo, W. L., & Utami, Y. R. (2020). Penerapan Agglomerative Hierarchical Clustering Untuk Segmentasi Pelanggan. *Jurnal Ilmiah Sinus (JIS)*, 75-87.