

PENGELOMPOKAN PROVINSI DI INDONESIA BERDASARKAN DATA PENGANGGURAN MENGGUNAKAN AGGLOMERATIVE HIERARCHICAL CLUSTERING AVERAGE LINKAGE ALGORITHM

ROMY YUNIKA PUTRA

Universitas Islam Negeri Imam Bonjol Padang

E-mail: romy.yunikaputra@uinib.ac.id

RAHMAT KURNIA

Universitas Islam Negeri Imam Bonjol Padang

E-mail: rahmatkurnia@uinib.ac.id

ALFI SYUKRIA

Universitas Islam Negeri Imam Bonjol Padang

E-mail: alfisyukria@uinib.ac.id

Abstract

This study uses the Agglomerative Hierarchical Clustering Average Linkage Algorithm. The data used is secondary data sourced from the Badan Pusat Statistik with the object of research being 34 provinces in Indonesia. The grouping of open unemployment rates in this study was determined by as many as 3 groups, namely low, medium, and high. Provinces with low group open unemployments are Riau, Jambi, South Sumatra, Bengkulu, Lampung, Bangka Belitung Islands, DI Yogyakarta, East Java, Bali, West Nusa Tenggara, East Nusa Tenggara, West Kalimantan Barat, Central Kalimantan, South Kalimantan, North Kalimantan, Central Sulawesi, South Sulawesi, Southeast Sulawesi, Gorontalo, West Sulawesi, North Maluku, and Papua. Provinces with medium open unemployment rates are Aceh, North Sumatra, West Sumatra, Central Java, East Kalimantan, North Sulawesi, Maluku, and West Papua. Provinces with high group open unemployments are Riau Islands, DKI Jakarta, West Java, and Banten.

Keywords: clustering, unemployment, agglomerative, hierarchical clustering, average linkage.

Abstrak

Tujuan penelitian ini adalah untuk mengelompokkan Provinsi di Indonesia berdasarkan tingkat pengangguran terbuka. Penelitian ini menggunakan Agglomerative Hierarchical Clustering Average Linkage Algorithm. Data yang digunakan adalah data sekunder yang bersumber dari Badan Pusat Statistik dengan objek penelitian adalah 34 provinsi yang ada di Indonesia. Pengelompokan tingkat pengangguran terbuka pada penelitian ini ditetapkan sebanyak 3 kelompok yaitu rendah, sedang dan tinggi. Provinsi dengan tingkat pengangguran terbuka kelompok rendah adalah Riau, Jambi, Sumatera Selatan, Bengkulu, Lampung, Kepulauan Bangka Belitung, DI Yogyakarta, Jawa Timur, Bali, Nusa Tenggara Barat, Nusa Tenggara Timur, Kalimantan Barat, Kalimantan Tengah, Kalimantan Selatan, Kalimantan Utara, Sulawesi Tengah, Sulawesi Selatan, Sulawesi Tenggara, Gorontalo, Sulawesi Barat, Maluku Utara, dan Papua. Provinsi dengan tingkat pengangguran terbuka kelompok sedang adalah Aceh, Sumatera Utara, Sumatera Barat, Jawa Tengah, Kalimantan Timur, Sulawesi Utara, Maluku, dan Papua Barat. Provinsi dengan tingkat pengangguran terbuka kelompok tinggi adalah Kepulauan Riau, DKI Jakarta, Jawa Barat, dan Banten.

Keywords: pengelompokan, pengangguran, agglomerative, hierarchical clustering, average linkage

JEL Classification: C38, E24

PENDAHULUAN

Salah satu permasalahan sosial yang terjadi di tengah masyarakat adalah pengangguran. Pengangguran merupakan penduduk yang aktif mencari pekerjaan, atau yang sedang mempersiapkan usaha/pekerjaan baru, atau yang tidak mencari pekerjaan karena merasa tidak mungkin akan mendapatkannya, atau kelompok penduduk yang tidak aktif mencari pekerjaan karena alasan sudah memiliki pekerjaan akan tetapi belum mulai bekerja (BPS, 2022). Sedangkan Tingkat pengangguran terbuka yaitu persentase jumlah pengangguran terbuka terhadap jumlah Angkatan kerja (BPS, 2022). Pengangguran dapat menyebabkan meningkatnya angka kriminalitas dan meningkatnya angka kemiskinan (Putra, 2022).

Menurut data Badan Pusat Statistik, tingkat pengangguran terbuka di Indonesia pada tahun 2022 periode februari sebesar 5,83 persen, sedangkan pada periode Agustus sebesar 5,86 persen. Terjadi kenaikan 0,05 persen selama tahun 2022. Jika dilihat dari tingkat pengangguran terbuka masing-masing provinsi yang ada di Indonesia, terdapat 10 provinsi dengan tingkat pengangguran terbukanya di atas tingkat pengangguran terbuka Indonesia periode Agustus.

Penelitian terdahulu tentang pengangguran terbuka dilakukan oleh Putri, dkk (2021). Penelitian tersebut membandingkan faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat pengangguran terbuka di Indonesia sebelum dan saat pandemi Covid-19. Selain itu Pratiwi, dkk (2019) melakukan analisis pada tingkat pengangguran terbuka Kabupaten/Kota di Pulau Jawa. Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Ningtias & Rahayu (2017). Penelitian tersebut melakukan pemodelan faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat pengangguran terbuka di Provinsi Jawa Timur Tahun 2015 menggunakan Regresi Spasial. Selanjutnya, Utma, dkk (2020) melakukan penelitian tentang faktor-faktor yang mempengaruhi pengangguran terbuka (Studi Kasus di 29 Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Tengah Tahun 2013-2017]. Kemudian, Mifrahi & Darmawan (2022) melakukan penelitian dengan menganalisis tingkat pengangguran terbuka di Indonesia periode sebelum dan saat pandemik Covid-19.

Berdasarkan penelitian-penelitian terdahulu di atas, belum ada penelitian yang melakukan pengelompokan Provinsi di Indonesia berdasarkan tingkat pengangguran terbuka. Pengelompokan pada penelitian ini menggunakan analisis cluster hirarki. Clustering merupakan sebuah teknik pembelajaran tanpa pengawasan yang banyak digunakan pada bidang teknik dan analisis data (Cui, dkk., 2022). Analisis cluster merupakan salah satu teknik statistik yang dapat

digunakan untuk mengelompokkan objek-objek berdasarkan karakteristik yang dimiliki oleh objek tersebut (Awalluddin & Taufik, 2017).

Pada analisis cluster, objek yang memiliki kesamaan karakteristik akan dikelompokkan kedalam satu cluster, sedangkan objek yang karakteristiknya berbeda akan dikelompokkan pada cluster yang lain (Ediyanto & Satyahadewi, 2013). Analisis cluster tidak perlu mengacu pada informasi klasifikasi apapun sebelumnya dan dapat mengklasifikasikan data dengan menilai kesamaan fitur data (Jain, 2010). Analisis cluster sering digunakan sebagai salah satu teknik analisis data utama yang diterapkan secara luas untuk banyak aplikasi praktis di bidang teknik data mining (Velmurugan, 2014).

Terdapat dua metode pada analisis cluster, yaitu metode hirarki dan metode non hirarki. Analisis cluster yang digunakan pada penelitian ini adalah metode hirarki. Metode hirarki yang digunakan pada penelitian ini adalah metode Average Linkage, karena menurut penelitian yang dilakukan oleh Ningsih, dkk (2016), Laraswati (2014) dari tiga jenis metode hirarki yang dianalisis (Single Linkage, Complite Linkage, dan Average Linkage), metode yang terbaik adalah metode Average Linkage.

Penelitian terdahulu tentang analisis cluster dilakukan oleh Syukria, dkk (2022). Penelitian tersebut menggunakan metode cluster non hierarki untuk mengklasterisasi perusahaan yang tergabung dalam Jakarta Islamic Index 70 berdasarkan rasio profitabilitas. Selanjutnya Talakua, dkk (2017), menggunakan k-means untuk mengelompokkan Kabupaten/Kota di Maluku berdasarkan indikator indeks pembangunan manusia. Kemudian Xian, dkk (2022) melakukan analisis cluster k-mean untuk meningkatkan segmentasi pelanggan dan rekomendasi produk. Selanjutnya Liu, dkk (2022) dengan melakukan zonasi temperature air waduk menggunakan k-means clustering.

Berdasarkan latar belakang yang dikemukakan di atas, maka peneliti tertarik melakukan penelitian dengan judul Pengelompokan Provinsi di Indonesia Berdasarkan tingkat Pengangguran Terbuka Menggunakan Agglomerative Hierarchical Clustering Average Linkage Algorithm. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengelompokkan Provinsi di Indonesia berdasarkan tingkat pengangguran terbuka.

TINJAUAN PUSTAKA

Pengangguran Terbuka

Pengangguran merupakan penduduk yang aktif mencari pekerjaan, atau yang sedang mempersiapkan usaha/pekerjaan baru, atau yang tidak mencari pekerjaan karena merasa tidak mungkin akan mendapatkannya, atau kelompok penduduk yang tidak aktif mencari pekerjaan karena alasan sudah memiliki pekerjaan akan tetapi belum mulai bekerja (BPS, 2022). Tingkat pengangguran terbuka yaitu persentase jumlah pengangguran terbuka terhadap jumlah Angkatan kerja (BPS, 2022). Pengangguran dapat menyebabkan meningkatnya angka kriminalitas dan meningkatnya angka kemiskinan (Putra, 2022).

Clustering Analysis

Clustering merupakan sebuah teknik pembelajaran tanpa pengawasan yang banyak digunakan pada bidang teknik dan analisis data (Cui, dkk., 2022). Analisis cluster merupakan salah satu teknik statistik yang dapat digunakan untuk mengelompokkan objek-objek berdasarkan karakteristik yang dimiliki oleh objek tersebut (Awalluddin & Taufik, 2017). Pada analisis cluster, objek yang memiliki kesamaan karakteristik akan dikelompokkan kedalam satu cluster, sedangkan objek yang karakteristiknya berbeda akan dikelompokkan pada cluster yang lain (Ediyanto & Satyahadewi, 2013). Analisis cluster tidak perlu mengacu pada informasi klasifikasi apapun sebelumnya dan dapat mengklasifikasikan data dengan menilai kesamaan fitur data (Jain, 2010).

Salah satu bagian dari analisis cluster adalah metode non hirarki. Analisis cluster non hirarki terdiri dari metode Single Linkage, Complite Linkage, dan Average Linkage. Metode average linkage mempunyai kelebihan dibandingkan metode Single Linkage, dan Complite Linkage (Ningsih, dkk., 2016), (Laraswati, 2014). Proses agglomerasi pada average linkage bersifat kompleks, terutama pada perhitungan koefisien yang mempengaruhi banyak objek dan terus meningkat. Algoritma hirarki Agglomerative average linkage sebagai berikut :

a. Hitung matrik jarak.

Ukuran kesamaan yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan jarak Euclidean, dengan rumus disajikan pada persamaan (1)

$$d_{(x,y)} = \sqrt{\sum_{i=1}^p (x_i - y_i)^2} \quad (1)$$

dimana :

x_i = nilai ke- i untuk objek x

y_i = nilai ke- i untuk objek y

- b. Menggabungkan dua objek dengan jarak terdekat menjadi satu kelompok.
- c. Mencari jarak antar kelompok menggunakan rata-rata menggunakan persamaan (2).

$$d_{(uv)w} = average(d_{uw}, d_{vw}) \quad (2)$$

dimana :

d_{uw} = jarak antara klaster u dan w

d_{vw} = jarak antara klaster v dan w

- d. Ulangi Langkah 1-2 sampai semua obyek bergabung dalam satu kelompok.
(Johnson & Wichern, 2007)

METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yang bersumber dari website Badan Pusat Statistik. Variabel yang digunakan adalah tingkat pengangguran terbuka periode februari dan agustus tahun 2022. Objek penelitian pada penelitian ini adalah 34 Provinsi di Indonesia. Teknik analisis yang digunakan adalah analisis cluster hirarki dengan menggunakan pendekatan agglomerative average linkage algorithm.

HASIL DAN PEMBAHASAN

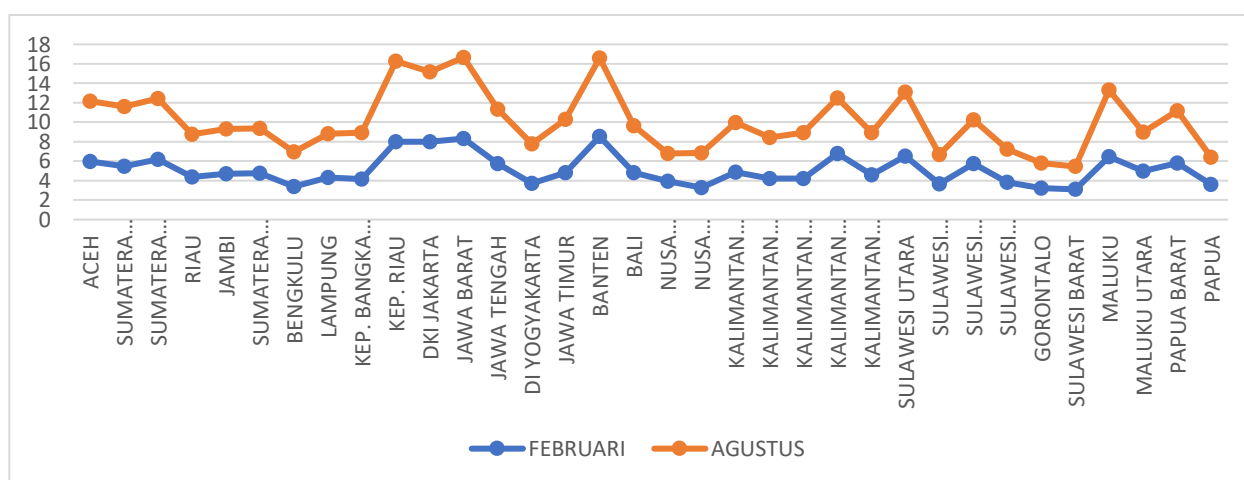
Deskriptif Statistik

Tabel 1 menunjukkan bahwa tingkat pengangguran terbuka bulan februari 2022 paling tinggi adalah Provinsi Banten dengan persentase 8,53 persen, sedangkan yang paling rendah adalah Provinsi Sulawesi Barat dengan persentase 3,11 persen. Tingkat pengangguran terbuka pada bulan Agustus 2022 paling tinggi adalah Provinsi Jawa Barat dengan persentase 8,31 persen, sedangkan yang paling rendah adalah Provinsi Sulawesi Barat dengan persentase 2,34 persen. Rata-rata tingkat pengangguran terbuka bulan februari sebesar 5,83 persen dan bulan agustus sebesar 5,86 persen. Variansi atau keragaman data bulan februari sebesar 2,25 dan bulan agustus sebesar 2,50, artinya penyebaran/keragaman data tingkat pengangguran terbuka tiap provinsi di Indonesia tidak besar.

Tabel 1. Deskripsi Data

Bulan	Nilai minimum	Nilai maksimum	Mean	Variance
Februari	3,11	8,53	5,83	2,254
Agustus	2,34	8,31	5,86	2,508

Pada bulan februari 2022 terdapat 10 provinsi dengan tingkat pengangguran terbuka di atas tingkat pengangguran terbuka Indonesia diantaranya adalah Provinsi Aceh, Sumatera Barat, Kepulauan Riau, DKI Jakarta, Jawa Barat, Jawa Tengah, Banten, Kalimantan Timur, Sulawesi Utara dan Maluku. Sedangkan, pada bulan Agustus 2022 bertambah menjadi 11 provinsi dengan tingkat pengangguran terbuka di atas tingkat pengangguran terbuka Indonesia. Provinsi-provinsi tersebut diantaranya adalah provinsi Aceh, Sumatera Utara, Sumatera Barat, Kepulauan Riau, DKI Jakarta, Jawa Barat, Jawa Tengah, Banten, Kalimantan Timur, Sulawesi Utara dan Maluku.



Gambar 1. Tingkat Pengangguran Terbuka

Lima Provinsi dengan tingkat pengangguran terbuka terendah pada bulan februari diantaranya provinsi Sulawesi Barat, Gorontalo, Nusa Tenggara Timur, Bengkulu, dan Papua. Sedangkan, Lima Provinsi dengan tingkat pengangguran terbuka terendah pada bulan Agustus diantaranya adalah Provinsi Sulawesi Barat, Gorontalo, Papua, Nusa Tenggara Barat, dan Sulawesi Tengah.

Analisis dengan Algoritma Agglomerative average linkage

Pengukuran kedekatan pada penelitian ini menggunakan jarak Euclidean. Setelah jarak Euclidean diperoleh maka dilakukan clusterisasi secara bertingkat. Tabel 2 adalah hasil proses clusterisasi melalui agglomerative average linkage algorithm. Proses agglomerasi pada average linkage bersifat kompleks, terutama pada perhitungan koefisien yang mempengaruhi banyak objek dan terus meningkat.

Berdasarkan Tabel 2 terlihat bahwa pada stage 1, terbentuk satu cluster dengan sampel no 9 (Kepulauan Bangka Belitung) dan sampel no 22 (Kalimantan Selatan) dengan nilai jarak Euclidean sebesar 0,001. Karena proses agglomerasi dimulai dari dua objek yang terdekat, maka jarak tersebut merupakan jarak yang terdekat dari 34 kombinasi objek yang ada. Selanjutnya pada kolom next stage pada stage 1, terlihat angka 18. Hal ini berarti clusterisasi selanjutnya adalah dengan melihat stage 18. Begitu seterusnya, dari stage 18 dilanjutkan ke stage 19, sampai stage terakhir.

Tabel 2. *Agglomeration Schedule Average*

Stage	Cluster Combined		Coefficients	Stage Cluster First Appears		Next Stage
	Cluster 1	Cluster 2		Cluster 1	Cluster 2	
1	9	22	0.001	0	0	18
2	5	6	0.003	0	0	7
3	7	19	0.011	0	0	22
4	4	8	0.031	0	0	9
5	26	34	0.034	0	0	13
6	13	33	0.041	0	0	16
7	5	17	0.051	2	0	20
8	1	3	0.052	0	0	21
9	4	21	0.066	4	0	14
10	29	30	0.077	0	0	25
11	25	31	0.078	0	0	30
12	12	16	0.081	0	0	17
13	18	26	0.09	0	5	19
14	4	24	0.121	9	0	18
15	15	20	0.147	0	0	26
16	13	35	0.167	6	0	23

Stage	Cluster Combined		Coefficients	Stage Cluster First Appears		Next Stage
	Cluster 1	Cluster 2		Cluster 1	Cluster 2	
17	10	12	0.198	0	12	29
18	4	9	0.218	14	1	20
19	18	28	0.246	13	0	25
20	4	5	0.301	18	7	24
21	1	2	0.377	8	0	23
22	7	14	0.396	3	0	28
23	1	13	0.502	21	16	27
24	4	32	0.693	20	0	26
25	18	29	0.732	19	10	28
26	4	15	0.92	24	15	31
27	1	23	1.082	23	0	30
28	7	18	1.093	22	25	32
29	10	11	1.204	17	0	33
30	1	25	1.289	27	11	33
31	4	27	1.634	26	0	32
32	4	7	4.133	31	28	34
33	1	10	8.797	30	29	34
34	1	4	16.617	33	32	0

Tahapan selanjutnya adalah penentuan jumlah gerombol dengan anggota yang terbentuk. Pada penelitian ini penentuan jumlah gerombol dilakukan pada 4 gerombol, 3 gerombol. dan 2 gerombol, seperti yang terlihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Cluster Membership

Case	4 Clusters	3 Clusters	2 Clusters
Aceh	1	1	1
Sumatera Utara	1	1	1
Sumatera Barat	1	1	1
Riau	2	2	2
Jambi	2	2	2
Sumatera Selatan	2	2	2
Bengkulu	3	2	2
Lampung	2	2	2
Kep. Bangka Belitung	2	2	2
Kep. Riau	4	3	1

Case	4 Clusters	3 Clusters	2 Clusters
DKI Jakarta	4	3	1
Jawa Barat	4	3	1
Jawa Tengah	1	1	1
DI Yogyakarta	3	2	2
Jawa Timur	2	2	2
Banten	4	3	1
Bali	2	2	2
Nusa Tenggara Barat	3	2	2
Nusa Tenggara Timur	3	2	2
Kalimantan Barat	2	2	2
Kalimantan Tengah	2	2	2
Kalimantan Selatan	2	2	2
Kalimantan Timur	1	1	1
Kalimantan Utara	2	2	2
Sulawesi Utara	1	1	1
Sulawesi Tengah	3	2	2
Sulawesi Selatan	2	2	2
Sulawesi Tenggara	3	2	2
Gorontalo	3	2	2
Sulawesi Barat	3	2	2
Maluku	1	1	1
Maluku Utara	2	2	2
Papua Barat	1	1	1
Papua	3	2	2

Gambar 2 adalah dendogram average linkage (betweens groups) menggunakan algoritma agglomerasi. Dendogram dapat digunakan untuk menentukan berapa banyak cluster yang akan dibentuk. Berdasarkan Tabel 3 dan Gambar 2, dengan penetapan 4 cluster tingkat pengangguran terbuka maka terlihat bahwa terdapat 8 provinsi di Indonesia masuk kedalam cluster 1, cluster 2 terdapat 13 provinsi, cluster 3 terdapat 9 provinsi, dan cluster 4 terdapat 4 provinsi. Rincian provinsi yang tergabung ke dalam masing-masing cluster dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Analisis Cluster dengan 4 Cluster

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

Berdasarkan Tabel 3 dan Gambar 2, Jika dilakukan penetapan dengan 3 cluster maka terdapat 8 provinsi yang masuk kedalam cluster 1, cluster 2 sebanyak 22 provinsi, dan cluster 3 sebanyak 4 provinsi. Rincian provinsi yang tergabung ke dalam masing-masing cluster dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Analisis Cluster dengan 3 Cluster

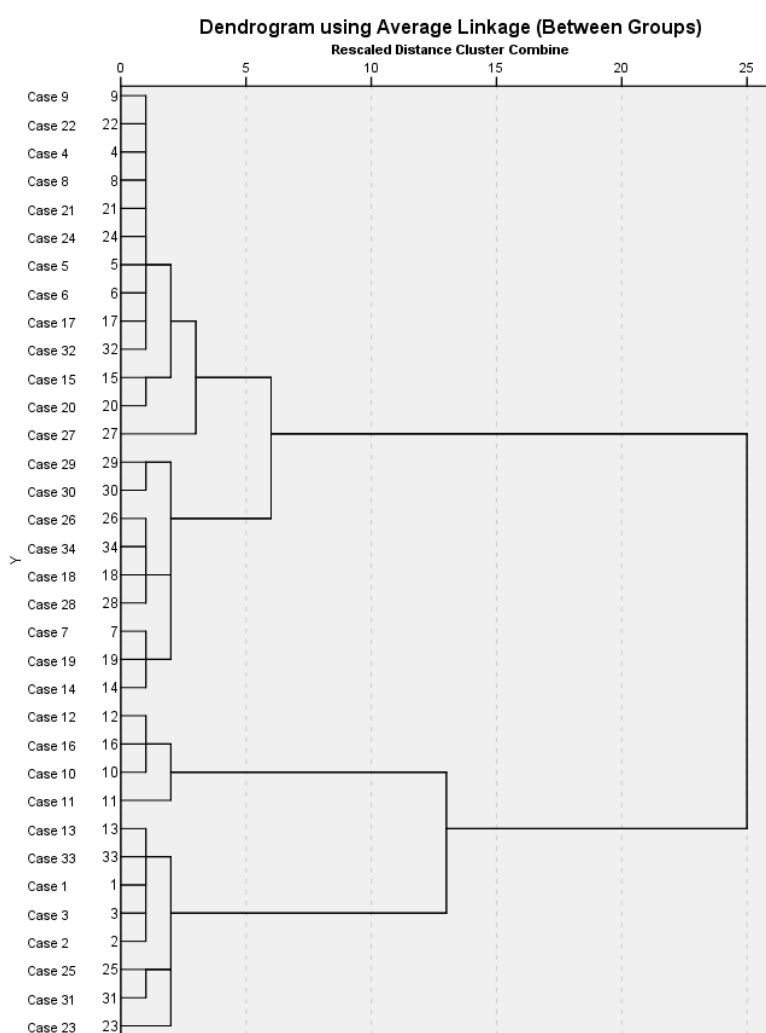
Cluster	Provinsi
1	Aceh, Sumatera Utara, Sumatera Barat, Jawa Tengah, Kalimantan Timur, Sulawesi Utara, Maluku, dan Papua Barat
2	Riau, Jambi, Sumatera Selatan, Bengkulu, Lampung, Kep. Bangka Belitung, DI Yogyakarta, Jawa Timur, Bali, Nusa Tenggara Barat, Nusa Tenggara Timur, Kalimantan Barat, Kalimantan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

Berdasarkan Tabel 3 dan Gambar 2, jika dilakukan penetapan dengan 2 cluster maka terdapat 12 provinsi yang masuk kedalam cluster 1, dan 22 provinsi masuk kedalam cluster 2. Rincian provinsi yang tergabung ke dalam masing-masing cluster dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Analisis Cluster dengan 2 Cluster

Cluster	Provinsi
1	Aceh, Sumatera Utara, Sumatera Barat, Kep. Riau, DKI Jakarta, Jawa Barat, Jawa Tengah, Banten, Kalimantan Timur, Sulawesi Utara, Maluku, dan Papua Barat

Cluster	Provinsi
2	Riau, Jambi, Sumatera Selatan, Bengkulu, Lampung, Kep. Bangka Belitung, DI Yogyakarta, Jawa Timur, Bali, Nusa Tenggara Barat, Nusa Tenggara Timur, Kalimantan Barat, Kalimantan Tengah, Kalimantan Selatan, Kalimantan Utara, Sulawesi Tengah, Sulawesi Selatan, Sulawesi Tenggara, Gorontalo, Sulawesi Barat, Maluku Utara dan Papua



Gambar 2. Dendrogram

Untuk memudahkan dalam pembentukan kategori tingkat pengangguran terbuka dan dengan mempertimbangkan data tingkat pengangguran terbuka, maka pada penelitian ini ditetapkan sebanyak 3 cluster/kelompok yaitu kategori provinsi dengan tingkat pengangguran terbuka rendah, provinsi dengan tingkat pengangguran terbuka sedang, dan provinsi dengan

tingkat pengangguran terbuka tinggi. Pengelompokan dengan kategori ini bertujuan agar pemerintah mudah menyusun strategi untuk menurunkan tingkat pengangguran terbuka dengan menyesuaikan kebijakan atau strategi yang digunakan berdasarkan kategori cluster yang terbentuk. Rincian pengelompokan berdasarkan kategori tersebut dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Pengelompokan Provinsi Berdasarkan Kategori Tingkat Pengangguran Terbuka

Kategori	Provinsi
Rendah	Riau, Jambi, Sumatera Selatan, Bengkulu, Lampung, Kep. Bangka Belitung, DI Yogyakarta, Jawa Timur, Bali, Nusa Tenggara Barat, Nusa Tenggara Timur, Kalimantan Barat, Kalimantan Tengah, Kalimantan Selatan, Kalimantan Utara, Sulawesi Tengah, Sulawesi Selatan, Sulawesi Tenggara, Gorontalo, Sulawesi Barat, Maluku Utara dan Papua
Sedang	Aceh, Sumatera Utara, Sumatera Barat, Jawa Tengah, Kalimantan Timur, Sulawesi Utara, Maluku, dan Papua Barat
Tinggi	Kep. Riau, DKI Jakarta, Jawa Barat, dan Banten,

KESIMPULAN

Pengelompokan tingkat pengangguran terbuka pada penelitian ini ditetapkan sebanyak 3 kelompok/cluster. Provinsi dengan kategori tingkat pengangguran terbuka rendah, yaitu Riau, Jambi, Sumatera Selatan, Bengkulu, Lampung, Kepulauan Bangka Belitung, DI Yogyakarta, Jawa Timur, Bali, Nusa Tenggara Barat, Nusa Tenggara Timur, Kalimantan Barat, Kalimantan Tengah, Kalimantan Selatan, Kalimantan Utara, Sulawesi Tengah, Sulawesi Selatan, Sulawesi Tenggara, Gorontalo, Sulawesi Barat, Maluku Utara, dan Papua. Provinsi dengan kategori tingkat pengangguran terbuka sedang, yaitu Aceh, Sumatera Utara, Sumatera Barat, Jawa Tengah, Kalimantan Timur, Sulawesi Utara, Maluku, dan Papua Barat. Provinsi dengan kategori tingkat pengangguran terbuka tinggi, yaitu Kepulauan Riau, DKI Jakarta, Jawa Barat, dan Banten.

DAFTAR PUSTAKA

- Awalluddin, A. S., & Taufik, I. (2017, November). Analisis Cluster Data Longitudinal pada Pengelompokan Daerah Berdasarkan Indikator IPM di Jawa Barat. In *Prosiding Seminar Nasional Metode Kuantitatif* (No. 1).
- BPS. (2022). *Keadaan Angkatan Kerja di Indonesia Februari 2022*. Jakarta: BPS RI.
- _____. (2022). *Booklet Sakernas Februari 2022*. Jakarta: BPS RI.

- Cui, X., Luo, Q., Zhou, Y., Deng, W., & Yin, S. (2022). Quantum-Inspired Moth-Flame Optimizer With Enhanced Local Search Strategy for Cluster Analysis. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 10. <https://doi.org/10.3389/fbioe.2022.908356>
- Ediyanto, M. N. M., & Satyahadewi, N. (2013). Pengklasifikasian Karakteristik Dengan Metode K-Means Cluster Analysis. *Bimaster: Buletin Ilmiah Matematika, Statistika dan Terapannya*, 2(02). <http://dx.doi.org/10.26418/bbimst.v2i02.3033>
- Jain, A. K. (2010). Data clustering: 50 years beyond K-means. *Pattern recognition letters*, 31(8), 651-666. <http://dx.doi.org/10.1016/j.patrec.2009.09.011>
- Johnson, R.A. And Wichern, D. (2007). *Applied Multivariate Statistical Analysis*. USA : Pearson Education, Inc.
- Laraswati, T. F. (2014). Perbandingan Kinerja Metode Complete Linkage, Metode Average Linkage, dan Metode K-Means dalam Menentukan Hasil Analisis Cluster. *Yogyakarta: Universitas Negeri Yogyakarta*.
- Liu, W., Zou, P., Jiang, D., Quan, X., & Dai, H. (2022). Zoning of reservoir water temperature field based on K-means clustering algorithm. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 44, 101239. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2022.101239>
- Mifrahi, M. N., & Darmawan, A. S. (2022). Analisis tingkat pengangguran terbuka di Indonesia periode sebelum dan saat pandemi covid-19. *Jurnal Kebijakan Ekonomi dan Keuangan*, 111-118. <https://doi.org/10.20885/JKEK.vol1.iss1.art11>
- Ningsih, S., Wahyuningsih, S., & Nasution, Y. N. (2016, July). Perbandingan Kinerja Metode Complete Linkage dan Average Linkage dalam Menentukan Hasil Analisis Cluster. In *Prosiding Seminar Sains dan Teknologi FMIPA Unmul* (Vol. 1, No. 1).
- Ningtias, I. P., & Rahayu, S. P. (2017). *Pemodelan Faktor-faktor yang Mempengaruhi Tingkat Pengangguran Terbuka di Provinsi Jawa Timur Tahun 2015 Menggunakan Regresi Spasial*. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 6(2), D212-D218. <http://dx.doi.org/10.12962/j23373520.v6i2.24984>
- Pratiwi, H., Prawastyorini, A. N., & Sugiyanto, S. (2019). Analisis data panel pada tingkat pengangguran terbuka kabupaten/kota di Pulau Jawa. *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi*, 16(1), 51-57. <https://doi.org/10.20956/jmsk.v16i1.6713>
- Putra, R.Y. (2017). *Pemodelan Tingkat Pengangguran Terdidik di Indonesia Menggunakan Pendekatan Regresi Nonparametrik Spline*. Skripsi. Departemen Statistika FMIPA Institut Teknologi Sepuluh Nopember. Surabaya.
- Putri, A., Azzahra, A., Andiany, D. D., Abdurohman, D., Sinaga, P. P., & Yuhan, R. J. (2021). Perbandingan Faktor-Faktor yang Memengaruhi Tingkat Pengangguran Terbuka di Indonesia Sebelum dan Saat Pandemi Covid-19. *Jurnal Kajian Ekonomi dan Pembangunan*, 3(2), 25-46. <http://dx.doi.org/10.24036/jkep.v3i2.13605>
- Syukria, A., Putra, R. Y., Larasati, M., Putri, T. M., & Fadhlan, A. Klasterisasi Perusahaan yang Tergabung dalam Jakarta Islamic Index 70 Berdasarkan Rasio Profitabilitas Menggunakan K-Means Clustering. *Jurnal Manajemen dan Kewirausahaan*, 13(1), 1-6.
- Talakua, M. W., Leleury, Z. A., & Taluta, A. W. (2017). Analisis cluster dengan menggunakan metode k-means untuk mengelompokkan Kabupaten/Kota di provinsi maluku berdasarkan

indikator indeks pembangunan manusia tahun 2014. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, 11(2), 119-128.

Utma, S. S., Waridin, W., & Agunggunanto, E. Y. (2020). *Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Pengangguran Terbuka (Studi Kasus di 29 Kabupaten Provinsi Jawa Tengah Tahun 2013-2017)* (Doctoral dissertation, UNDIP: Fakultas Ekonomika dan Bisnis).

Velmurugan, T. (2014). Performance based analysis between k-Means and Fuzzy C-Means clustering algorithms for connection oriented telecommunication data. *Applied Soft Computing*, 19, 134-146. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2014.02.011>

Xian, Z., Keikhosrokiani, P., XinYing, C., & Li, Z. (2022). An RFM Model Using K-Means Clustering to Improve Customer Segmentation and Product Recommendation. In P. Keikhosrokiani (Ed.), *Handbook of Research on Consumer Behavior Change and Data Analytics in the Socio-Digital Era* (pp. 124-145). IGI Global. <https://doi.org/10.4018/978-1-6684-4168-8.ch006>