

Pengelompokan Kabupaten/Kota Di Jawa Barat Berdasarkan Indikator Ketenagakerjaan Menggunakan Metode *K-Means* Dan *Fuzzy C-Means* Dengan Evaluasi Rasio SW/SB Sebagai Validasi Klaster

Revika Inta Nur Kholifah¹, Albertus Dion Sarah², Firochul Masichah³, M Al Haris⁴

^{1,2,3,4}Statistika, Universitas Muhammadiyah Semarang
E-mail: revikainta2004@gmail.com

Diajukan 21 Juli 2025 **Diperbaiki** 15 Desember 2025 **Diterima** 22 Desember 2025

Abstrak

Latar Belakang: Tingginya dinamika pasar kerja di Indonesia menjadikan ketenagakerjaan sebagai salah satu tantangan utama pembangunan berkelanjutan. Perubahan struktur ekonomi, bertambahnya angkatan kerja, serta ketimpangan kesempatan kerja antar daerah menuntut strategi yang adaptif. Kondisi ini terutama terlihat di wilayah padat penduduk dengan sektor ekonomi beragam, seperti Provinsi Jawa Barat.

Tujuan: Penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan 27 kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat berdasarkan lima indikator ketenagakerjaan yaitu TPAK, TPT, jumlah tenaga kerja pada usaha mikro dan kecil, rata-rata pendapatan bersih sebulan pekerja informal menurut pendidikan, serta persentase bekerja terhadap angkatan kerja dengan membandingkan metode *K-Means* dan *Fuzzy C-Means*.

Metode: Penelitian ini menggunakan dua metode klusterisasi, yaitu *K-Means* dan *Fuzzy C-Means*. Metode terbaik dipilih dengan membandingkan nilai SW dan SB.

Hasil: Hasil menunjukkan bahwa metode *K-Means* merupakan metode terbaik, dilihat dari rasio Sw/Sb yang lebih kecil yaitu 0,076, dibandingkan *Fuzzy C-Means* yaitu 0,153.

Kesimpulan: Hasil pengelompokan metode *K-Means*, kabupaten/kota di Jawa Barat terbagi ke dalam 7 klaster yaitu klaster 1 dengan 3 wilayah, klaster 2 dengan 8 wilayah, klaster 3 dan 4 dengan 1 wilayah, klaster 5 dengan 4 wilayah, klaster 6 dengan 3 wilayah, dan klaster 7 dengan 7 wilayah. Hasil ini dapat menjadi dasar penentuan prioritas intervensi ketenagakerjaan daerah.

Kata kunci: Ketenagakerjaan, Jawa Barat, Pengelompokan, *K-Means*, *Fuzzy C-Means*.

Abstract

Background: The high dynamics of the labor market in Indonesia make employment one of the main challenges of sustainable development. Changes in economic structure, an increase in the workforce, and regional disparities in employment opportunities require adaptive strategies. This condition is particularly evident in densely populated areas with diverse economic sectors, such as West Java Province.

Objective: This study aims to group 27 districts/cities in West Java Province based on five employment indicators, namely TPAK, TPT, the number of workers in micro and small businesses, the average monthly net income of informal workers according to education, and the percentage of employment in the workforce by comparing the *K-Means* and *Fuzzy C-Means* methods.

Methods: This study uses two clustering methods, namely *K-Means* and *Fuzzy C-Means*. The best method is selected by comparing the SW and SB values.

Results: The results indicate that the *K-Means* method is the best method, as seen from the smaller Sw/Sb ratio of 0.076, compared to *Fuzzy C-Means*, which is 0.153.

Conclusion: The results of the *K-Means* method clustering show that the districts/cities in West Java are divided into 7 clusters, namely cluster 1 with 3 regions, cluster 2 with 8 regions, clusters 3 and 4 with 1 region, cluster 5 with 4 regions, cluster 6 with 3 regions, and cluster 7 with 7 regions. These results can serve as a basis for determining the priority of regional employment interventions.

Keywords : Employment, West Java, Clustering, *K-Means*, *Fuzzy C-Means*.

PENDAHULUAN

Tingginya dinamika pasar kerja di Indonesia menjadikan isu ketenagakerjaan sebagai salah satu tantangan utama dalam upaya pembangunan nasional yang berkelanjutan. Perubahan struktur ekonomi, pertumbuhan jumlah angkatan kerja, serta ketimpangan distribusi kesempatan kerja antar wilayah menuntut adanya strategi yang adaptif dan responsif dari pemerintah. Hal ini terutama terjadi di daerah dengan tingkat kepadatan penduduk tinggi dan keragaman sektor ekonomi, seperti Provinsi Jawa Barat. Provinsi Jawa Barat merupakan salah satu provinsi dengan tingkat penduduk yang tinggi (Saepudin & Nurfala, 2022). Menurut data dari Dinas Kependudukan dan Pencatatan Sipil Provinsi Jawa Barat (Disdukcapil, 2023), jumlah penduduk Provinsi Jawa Barat pada Desember 2023 mencapai 49,9 juta jiwa, menjadikannya provinsi dengan jumlah penduduk terbanyak di Indonesia. Data ini juga menunjukkan pentingnya perhatian terhadap ketenagakerjaan, mengingat perbedaan sosial-ekonomi yang mencolok antar kabupaten/kota di wilayah ini.

Berdasarkan data Badan Pusat Statistik (BPS), Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK) Provinsi Jawa Barat mengalami kenaikan sebesar 0,34% poin dari 66,15% pada 2022 menjadi 66,49% pada 2023 (Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Barat, 2024a). Selain itu, Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) di Provinsi Jawa Barat mengalami penurunan sebesar 0,87% poin dari 8,31% pada 2022 menjadi 7,44% pada 2023 (Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Barat, 2024b). Meskipun terdapat perbaikan dalam TPT, ketimpangan pengangguran antar kabupaten/kota menunjukkan bahwa masih banyak tantangan dalam menyelaraskan distribusi kesempatan kerja. Dalam hal ini, ketenagakerjaan merupakan salah satu indikator utama dalam menilai kesejahteraan masyarakat dan tingkat

pembangunan ekonomi suatu wilayah (Sebriana & Hasanah, 2025). Indikator ketenagakerjaan berfungsi untuk menilai performa pasar tenaga kerja serta mengevaluasi pengaruh kebijakan ekonomi dan sosial terhadap kondisi ketenagakerjaan (Fuadah et al., 2024). Aspek-aspek yang termasuk di dalamnya meliputi jumlah tenaga kerja, tingkat partisipasi angkatan kerja, tingkat pengangguran terbuka, serta struktur dan karakteristik pekerjaan dalam ekonomi (Karnoto & Suryati, 2024). Dengan mengetahui pengelompokan kabupaten/kota berdasarkan indikator ketenagakerjaan, pemerintah daerah dapat merumuskan strategi pembangunan dan intervensi yang lebih tepat sasaran sesuai kebutuhan masing-masing wilayah. Selain itu, pendekatan ini dapat menjadi dasar dalam meningkatkan efektivitas program pengurangan pengangguran dan penguatan kapasitas angkatan kerja. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk pengelompokan kabupaten/kota berdasarkan ketenagakerjaan adalah melalui analisis kluster.

Clustering merupakan teknik yang digunakan untuk mengelompokkan suatu himpunan data ke dalam beberapa grup berdasarkan kemiripan tertentu yang telah ditetapkan sebelumnya. Metode *clustering* yang digunakan yaitu *K-Means* dan *Fuzzy C-Means*, guna mengetahui pendekatan mana yang lebih efektif dalam mengelompokkan wilayah berdasarkan karakteristik ketenagakerjaannya. Penggunaan metode *K-Means* dan *Fuzzy C-Means* dalam pengelompokan termasuk dalam penerapan metode *data mining*.

K-Means adalah salah satu metode klusterisasi yang paling umum digunakan untuk mengelompokkan data ke dalam *k* kelompok berdasarkan kemiripan karakteristiknya. Metode ini bekerja dengan menentukan pusat kelompok (*centroid*) sebagai representasi rata-rata dari data

dalam klaster (Safitri, 2024). Sedangkan metode *Fuzzy C-Means* merupakan salah satu teknik dalam pengelompokan data, di mana setiap titik data memiliki derajat keanggotaan tertentu dalam masing-masing klaster (Yudhistiraa et al., 2022). Dalam analisis pengelompokan menggunakan metode *K-Means* dan *Fuzzy C-Means* (FCM), sering dijumpai adanya multikolinearitas antarvariabel yang menyebabkan informasi menjadi redundan dan dapat menurunkan kualitas hasil klaster. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, digunakan *Principal Component Analysis* (PCA) sebagai teknik reduksi dimensi data. *Principal Component Analysis* (PCA) adalah teknik statistik yang digunakan untuk mentransformasikan sekumpulan variabel asli yang saling berkorelasi menjadi sejumlah komponen baru yang lebih sedikit dan bersifat saling bebas (tidak berkorelasi). Dengan demikian, PCA berfungsi sebagai metode reduksi dimensi yang membantu menyederhanakan struktur data sehingga lebih mudah dianalisis dan diinterpretasikan (Noya van Delsen et al., 2017). Evaluasi terhadap hasil pengelompokan dilakukan dengan menggunakan dua kriteria nilai simpangan baku, yaitu simpangan baku dalam kelompok (Sw) dan simpangan baku antar kelompok (SB), guna menentukan metode yang paling optimal.

Beberapa penelitian terdahulu telah dilakukan seperti Penggerombolan Kabupaten/Kota di Indonesia Berdasarkan Indikator Indeks Pembangunan Manusia Menggunakan Metode *K-Means* Dan *Fuzzy C-Means* oleh Hanniva et al. (2022). Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa Pennggerombolan IPM kabupaten/kota di Indonesia paling optimal menggunakan jarak *Euclidean*, dengan *K-Means* (4 klaster) memberi hasil terbaik. Klaster mencerminkan capaian IPM dari rendah hingga sangat tinggi dan sejalan dengan data BPS. Wilayah di Jawa, Sumatera, Kalimantan, dan Sulawesi umumnya memiliki IPM lebih

tinggi, sementara banyak daerah di Papua masih tertinggal. Sementara itu penelitian yang dilakukan oleh (Cebeci & Yildiz, 2015) tentang *Comparison of K-Means and Fuzzy C-Means Algorithms on Different Cluster Structures*, menunjukkan bahwa *K-Means* dengan *multiple starts* mampu menghasilkan akurasi hampir setara dengan *Fuzzy C-Means* namun dengan waktu komputasi yang lebih cepat. Oleh karena itu, *K-Means* direkomendasikan untuk data dengan klaster terpisah dan pola reguler, sedangkan *Fuzzy C-Means* lebih efektif untuk data dengan *noise* atau klaster yang tumpang tindih. Penelitian lain juga dilakukan oleh Firdaus et al. (2021) tentang Perbandingan Metode *Fuzzy C-Means* dan *K-Means* Untuk Pemetaan Daerah Rawan Kriminalitas Di Kota Semarang. Menunjukkan Data kriminalitas di Kota Semarang tahun 2016–2018 mencatat 1.965 kasus, dengan kasus terbanyak curanmor (586 kasus) dan paling sedikit pembunuhan (14 kasus). Hasil analisis menunjukkan metode *Fuzzy C-Means* lebih baik dari *K-Means* dengan nilai 0,818 dan akurasi 71,23% saat diverifikasi dengan data 2019, sehingga lebih efektif dalam memetakan daerah rawan kriminalitas.

Meskipun penelitian mengenai klasterisasi menggunakan metode *K-Means* dan *Fuzzy C-Means* telah banyak dilakukan, penelitian yang secara khusus menerapkan metode *K-Means* dan *Fuzzy C-Means* dengan evaluasi menggunakan dua kriteria nilai simpangan baku, yaitu simpangan baku dalam kelompok (Sw) dan simpangan baku antar kelompok (SB), guna menentukan metode yang paling optimal masih terbatas. Selain itu, belum ada penelitian yang menggabungkan PCA dengan evaluasi SW/SB dalam konteks ketenagakerjaan Jawa Barat. Oleh karena itu, Penelitian ini bertujuan untuk:

1. Mengelompokkan 27 kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat berdasarkan lima indikator ketenagakerjaan.

2. Membandingkan metode Klasterisasi *K-Means* dan *Fuzzy C-Means*.
3. Menentukan metode Klasterisasi terbaik dengan membandingkan nilai rasio simpangan baku dalam kelompok (Sw) dan simpangan baku antar kelompok (SB).

Sehingga hasil akhir dari penelitian ini diharapkan dapat menjadi dasar pertimbangan dalam merumuskan kebijakan ketenagakerjaan yang lebih efektif dan sesuai dengan karakteristik masing-masing wilayah di Provinsi Jawa Barat.

METODE

Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksploratif yang bertujuan untuk mengelompokkan kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat berdasarkan indikator ketenagakerjaan. Proses pengelompokan dilakukan menggunakan dua metode klasterisasi, yaitu *K-Means* dan *Fuzzy C-Means*.

Populasi dan Sampel

Populasi dalam penelitian ini mencakup seluruh kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat, sementara sampel penelitian terdiri dari data indikator ketenagakerjaan seperti Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK), Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT), jumlah tenaga kerja pada usaha mikro dan kecil, rata-rata pendapatan bersih sebulan pekerja informal menurut pendidikan, serta persentase bekerja terhadap angkatan kerja. Data yang digunakan merupakan data tahun 2023 yang bersumber dari Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Barat.

Teknik Sampling

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif berbasis waktu yang menggunakan data sekunder, dengan pengumpulan data didasarkan pada ketersediaan informasi yang dipublikasikan oleh Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa

Barat.

Subjek Penelitian

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari publikasi Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Barat (BPS Jabar) yang mencakup data dari kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat. Data yang digunakan meliputi Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK), Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT), Jumlah Tenaga Kerja pada Usaha Mikro dan Kecil, Rata-rata Pendapatan Bersih Sebulan Pekerja Informal Menurut Kabupaten/Kota dan Pendidikan Tertinggi yang Ditamatkan, serta Persentase Bekerja terhadap Angkatan Kerja di Provinsi Jawa Barat pada tahun 2023.

Teknik Analisis Data

Data mining merupakan proses untuk menggali informasi penting dari kumpulan data. Informasi penting ini didapat dari suatu proses yang amat rumit seperti menggunakan *artificial intelligence*, teknik statistik, ilmu matematika, *machine learning*, dan lain sebagainya (Sudarsono et al., 2021). Dalam penelitian ini, *data mining* diterapkan untuk mengelompokkan kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat berdasarkan indikator ketenagakerjaan menggunakan metode *K-Means* dan *Fuzzy C-Means* (FCM).

Klasterisasi *K-Means* adalah algoritma pengelompokan yang populer yang mempartisi data ke dalam *k cluster* dengan memperbarui secara iteratif *centroid cluster* dan menugaskan setiap titik data ke *centroid* terdekat (Khan et al., 2023). Algoritma ini memiliki keunggulan berupa konsep yang sederhana, efisiensi yang tinggi, dan kemudahan dalam implementasi, sehingga banyak digunakan di berbagai bidang (Chong, 2021). Sedangkan metode *Fuzzy C-Means* adalah teknik klasterisasi di mana keberadaan setiap titik data ditentukan berdasarkan derajat keanggotaan. Konsep *Fuzzy C-Means* diawali dengan menentukan pusat *cluster*, yang

merepresentasikan lokasi rata-rata dari masing-masing *cluster* (Pradipta et al., 2018).

Dalam penelitian ini, pengelompokan data menggunakan metode *K-Means* dan *Fuzzy C-Means* dilakukan melalui beberapa tahapan utama yaitu:

1. Melakukan analisis deskriptif.
2. Melakukan standarisasi data menggunakan *Z-Score*.
3. Melakukan uji asumsi multikolinearitas. Apabila terdeteksi multikolinearitas perlu dilakukan penanganan yaitu dengan pendekatan PCA.
4. Melakukan pengelompokan dengan metode *K-Means* dan *Fuzzy C-Means*.

Pada tahap ini, pengelompokan data menggunakan metode *K-Means* dilakukan melalui algoritma berikut (Pattipeilohy & Pakereng, 2023):

- a. Tentukan posisi awal sebanyak $k=1$ hingga 10 titik pusat *cluster* secara acak. Jarak antara setiap data ke- i dan setiap pusat *cluster* ke- j dihitung menggunakan rumus jarak *Euclidean* berikut:

$$D(i, j) = \sqrt{(X_{1i} - Y_{1j})^2 + (X_{2i} - Y_{2j})^2 + \dots + (X_{ki} - X_{kj})^2} \quad (1)$$

Keterangan :

$D(i, j)$ = Jarak objek i ke pusat *cluster* j

X_{ki} = Data ke- i pada variabel data ke- k

X_{kj} = Titik pusat ke- j pada variabel ke- k

- b. Kelompokkan data ke dalam *cluster* berdasarkan jarak yang paling dekat.
- c. Mencari pusat *cluster* baru dengan cara menghitung rata-rata dari data objek dalam *cluster* yang terbentuk.
- d. Kembali ke langkah c sampai dengan e sampai tidak ada lagi objek yang berpindah ke *cluster*.

Sedangkan pengelompokan data menggunakan metode *Fuzzy C-Means* dilakukan melalui algoritma berikut (Oktaviandi et al., 2024):

- a. Menentukan terlebih dahulu jumlah kelompok (c), yang akan diuji, yaitu dari 1 hingga 10 klaster, menetapkan nilai parameter pembobot keanggotaan (m) sebesar 2, serta menentukan tingkat ketelitian (ϵ) sebesar 0,0001.

- b. Membentuk matriks awal $U^{(0)}$ secara acak, terdiri dari nilai derajat keanggotaan ditunjukkan pada persamaan berikut.

$$U^{(r)} = U_{g \times n} = \begin{bmatrix} \mu_{11}^{(r)} & \mu_{12}^{(r)} & \dots & \mu_{1n}^{(r)} & \mu_{21}^{(r)} & \mu_{22}^{(r)} & \dots & \mu_{2n}^{(r)} \\ \mu_{g1}^{(r)} & \mu_{g2}^{(r)} & \dots & \mu_{gn}^{(r)} \end{bmatrix} \quad (2)$$

Keterangan:

$\mu_{g \times n}^{(r)}$ = Matriks partisi $g \times n$ pada iterasi $ke - r$

g = Ukuran *cluster* yang digunakan

n = Banyaknya objek

$\mu_{ik}^{(r)}$ = derajat keanggotaan objek $ke - k$ pada *cluster* $ke - i$

- c. Menghitung pusat *cluster* ke- i pada variabel ke- j menggunakan persamaan berikut.

$$v_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik}^{(r)})^w \cdot x_{kj}}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik}^{(r)})^w} \quad (3)$$

Keterangan :

v_{ij} = Pusat *cluster* $ke - i$ variabel $ke - j$

$\mu_{ik}^{(r)}$ = Derajat keanggotaan objek $ke - k$ pada *cluster* $ke - i$

r = Iterasi

w = Parameter Pembobot keanggotaan

- d. Menghitung jarak setiap objek ke titik pusat (d_{ik})
- e. Lakukan pembaharuan nilai matriks partisi $U^{(r)}$ menggunakan persamaan berikut.

$$\mu_{ik} = \left[\sum_{l=1}^g \left(\frac{d_{il}}{d_{ik}} \right)^{\frac{2}{w-1}} \right]^{-1} \quad (4)$$

d_{ik} dengan d_{ik} merupakan jarak objek $ke - k$ pada pusat *cluster* $ke - i$.

- f. Pengecekan kondisi berhenti

Pengelompokan Kabupaten/Kota Di Jawa Barat Berdasarkan....

Jika $(|U^t - U^{t-1}| \leq \varepsilon)$, maka iterasi selesai. Namun jika tidak : maka $t = t + 1$ dapat diulangi pada langkah ke-3. Dengan ε_t merupakan tingkat akurasi yang ditentukan.

5. Membandingkan hasil kluster menggunakan nilai S_w (*Within-cluster Sum of Squares*) dan S_b (*Between-cluster Sum of Squares*), di mana S_w mengukur sejauh mana data dalam setiap *cluster* tersebar di sekitar pusat *cluster* (*centroid*), sementara S_b mengukur sejauh mana pusat-pusat *cluster* berbeda satu sama lain. Perbandingan antara S_w dan S_b digunakan untuk mengevaluasi sejauh mana pemisahan antar-*cluster* lebih besar dibandingkan dengan penyebaran dalam-*cluster*, yang membantu menilai kualitas hasil klusterisasi. Untuk menghitung nilai rasio simpangan baku, dapat digunakan rumus berikut.

$$S_w = \frac{1}{g} \sum_{k=1}^g S_k \quad (5)$$

Dengan

$$S_k = \frac{1}{n_k - 1} \sum_{i=1}^{n_k} (x_{ik} - \bar{x}_k)^2 \quad (6)$$

Dimana $= 1, 2, \dots, g$ dan

$$S_b = \sqrt{\frac{1}{g-1} \sum_{k=1}^g (\bar{x}_k - \bar{x})^2} \quad (7)$$

Keterangan :

S_w = Simpangan Baku dalam kelompok

S_b = Simpangan Baku antar kelompok

\bar{x}_k = Nilai rata-rata pengamatan di dalam kelompok $ke - k$

\bar{x} = Nilai rata-rata seluruh pengamatan

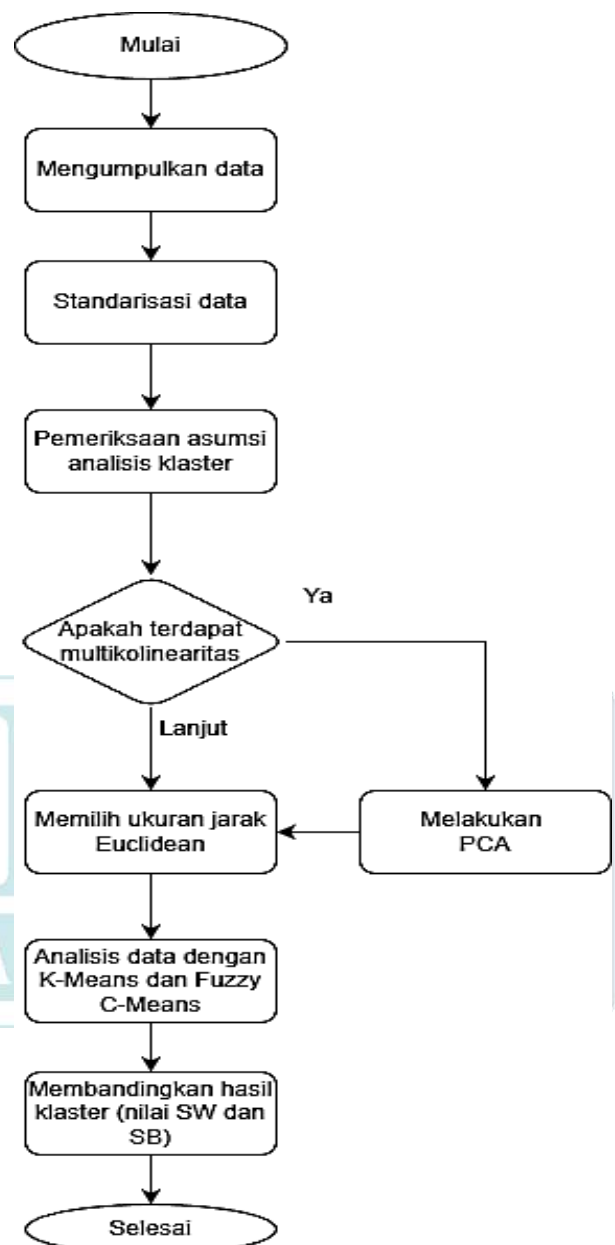
n_k = Banyaknya pengamatan di dalam kelompok $ke - k$

g = Banyaknya kelompok

6. Menginterpretasikan kluster terbaik untuk mengidentifikasi karakteristik utama yang membedakannya dari karakteristik lainnya.

Proses analisis dilakukan melalui beberapa tahapan sistematis. Setiap langkah disusun untuk memastikan hasil pengelompokan yang optimal, seperti ditunjukkan pada

flowchart berikut:



Gambar 1. Flowchart Proses Analisis K-Means dan Fuzzy C-Means.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis Deskriptif

Pada penelitian ini, data yang dianalisis terdiri dari 5 variabel yang merupakan variabel yang mempengaruhi kondisi ketenagakerjaan di setiap kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat. Hasil ringkasan statistik deskriptifnya disajikan pada Tabel 1 di bawah ini.

Pengelompokan Kabupaten/Kota Di Jawa Barat Berdasarkan....

Tabel 1. Ringkasan Statistik Deskriptif

	TPA K (%)	TPT (%)	Jumla h Tenag a Kerja	Rata- rata Pendapa tan Bersih Sebulan (Rp)	Persent ase Bekerja terhada p Angkat an Kerja (%)
Cou nt	27,0 00	27,0 00	27,00 0	2,700	27,000
Mea n	66,9 66	7,18 5	58,48 2	2,047	92,814
Std 8	3,62 8	2,02 2	41,91 0	5,306	2,022
Min	61,9 50	1,52 0	7,569	1,349	89,480
25 %	64,7 30	6,53 5	31,40 0	1,679	91,500
50 %	66,9 70	7,65 0	50,68 3	1,999	92,350
75 %	68,4 00	8,50 0	79,95 3	2,241	93,465
Max	80,1 50	10,5 20	205,3 90	3,321	98,480

Tabel 1 menampilkan ringkasan statistik deskriptif dari lima indikator ketenagakerjaan, yaitu Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK), Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT), Jumlah Tenaga Kerja di Sektor Usaha Mikro dan Kecil, Rata-Rata Pendapatan Bersih Bulanan Pekerja Informal Berdasarkan Pendidikan Tertinggi yang Ditamatkan, serta Persentase Penduduk Yang Bekerja Terhadap Angkatan Kerja di 27 kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat tahun 2023.

Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK) tertinggi tercatat sebesar 80,15%, sedangkan yang terendah adalah 61,95%. Untuk Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT), nilai tertinggi adalah 10,52% dan yang terendah 1,52%. Jumlah tenaga kerja paling besar terdapat pada salah satu daerah dengan 205.390 orang, sementara jumlah terendah adalah 7.569 orang. Rata-rata pendapatan bersih sebulan tertinggi mencapai Rp 3.321.000, sedangkan yang terendah sebesar Rp 1.349.000. Adapun persentase penduduk yang bekerja terhadap

angkatan kerja tertinggi adalah 98,48%, dan yang terendah 89,48%.

Uji Asumsi Multikolinearitas

Uji asumsi non-multikolinearitas bertujuan untuk mengetahui ada tidaknya gejala multikolinearitas dalam data yang akan dianalisis. Apabila tidak ditemukan multikolinearitas, maka data dapat langsung digunakan dalam analisis. Namun, jika multikolinearitas terdeteksi, perlu dilakukan penanganan terlebih dahulu agar data memenuhi syarat sebelum dilakukan analisis kluster. Berdasarkan hasil analisis, ditemukan bahwa variabel Persentase Bekerja terhadap Angkatan Kerja memiliki korelasi tinggi dengan variabel lain (nilai korelasi $> 0,70$), yang menunjukkan adanya indikasi multikolinearitas. Untuk mengatasi permasalahan ini, diperlukan reduksi variabel melalui pendekatan *Principal Component Analysis* (PCA) atau Analisis Komponen Utama (AKU) agar dapat menghasilkan variabel baru yang saling bebas dan layak digunakan dalam analisis klusterisasi. *Principal Component Analysis* (PCA) merupakan teknik reduksi dimensi yang digunakan untuk mengubah sejumlah variabel yang saling berkorelasi menjadi sejumlah variabel baru yang tidak berkorelasi, yang disebut komponen utama. Setiap komponen utama merupakan kombinasi linier dari variabel-variabel asli dan disusun sedemikian rupa sehingga komponen pertama menjelaskan variasi terbesar dalam data, diikuti oleh komponen-komponen berikutnya secara berurutan. Informasi mengenai nilai eigen, proporsi varian yang dijelaskan oleh masing-masing komponen, serta proporsi kumulatifnya disajikan dalam Tabel 2. Nilai Eigen, Proporsi Varian, dan Proporsi Kumulatif.

Pengelompokan Kabupaten/Kota Di Jawa Barat Berdasarkan....

Tabel 2. Nilai Eigen, Proporsi Varian, dan Proporsi Kumulatif

Komponen	Nilai Eigen	Proporsi Varian	Proporsi Kumulatif
1	2,9578	0,5696	0,5696
2	1,0301	0,1984	0,7680
3	0,6619	0,1274	0,8955
4	0,5422	0,1044	1,0000
5	0,0000	0,0000	1,0000

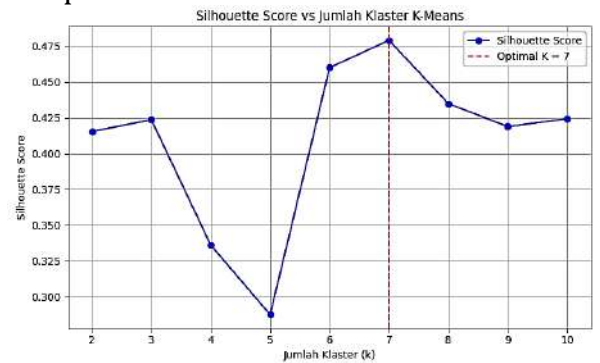
Dari informasi Tabel 2, dapat diketahui nilai eigen dari masing-masing komponen hasil analisis *Principal Component Analysis* (PCA). Penentuan jumlah komponen utama dilakukan dengan menggunakan kriteria nilai eigen $\lambda > 1$. Tabel tersebut menunjukkan bahwa terdapat 2 komponen utama yang memiliki nilai eigen lebih besar dari 1, yaitu komponen 1 dengan nilai eigen sebesar 2,958 dan komponen 2 sebesar 1,030. Dengan demikian, sesuai dengan kriteria $\lambda > 1$, maka dipilih dua komponen utama.

Proporsi varian yang dijelaskan oleh masing-masing komponen adalah 0,570 untuk komponen 1 dan 0,198 untuk komponen 2. Proporsi kumulatif dari kedua komponen tersebut adalah 0,768, yang berarti bahwa sebesar 76,8% variasi dari kelima variabel ketenagakerjaan dapat dijelaskan oleh dua *Principal Component* (PC) ini. Oleh karena itu, dua komponen utama tersebut dianggap telah mewakili informasi yang cukup dari data asli dan dapat digunakan dalam analisis kluster selanjutnya.

Pengelompokan Metode K-Means

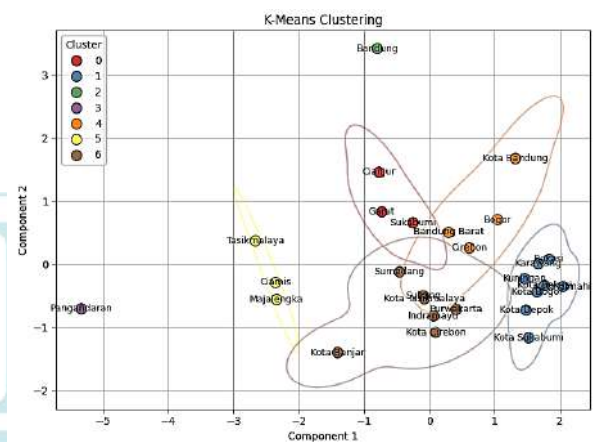
Berdasarkan metode *Silhouette Score* terhadap jumlah *cluster* (k), nilai optimal *Silhouette Score* adalah ketika $k=7$. Hal ini mengindikasikan bahwa *cluster-cluster* tersebut cukup berbeda dengan baik dan objek-objek di dalam sebuah *cluster* cukup homogen. Oleh karena itu, jumlah *cluster* terbaik menurut *Silhouette Score* adalah 7 *cluster*, karena pada tingkat ini pemisahan *cluster* yang terbaik sehubungan dengan struktur internal dan eksternal dapat

dicapai.



Gambar 2. Plot Metode *Silhouette Score* (K-Means).

Hasil pengelompokan yang diperoleh setelah dilakukan analisis sebagai berikut:



Gambar 3. Plot Hasil Pengelompokan K-Means.

Selanjutnya, tabel berikut menunjukkan pembagian wilayah tersebut menurut kluster yang telah terbentuk.

Tabel 3. Hasil Pengelompokan K-Means.

Kluster	Anggota Wilayah
Kluster 1	Sukabumi, Cianjur, Garut
Kluster 2	Kuningan, Karawang, Bekasi, Kota Bogor, Kota Sukabumi, Kota Bekasi, Kota Depok, Kota Cimahi
Kluster 3	Bandung
Kluster 4	Pengandaran
Kluster 5	Bogor, Cirebon, Bandung Barat, Kota Bandung
Kluster 6	Tasikmalaya, Ciamis, Majalengka
Kluster 7	Sumedang, Indramayu, Subang, Purwakarta, Kota Cirebon, Kota Tasikmalaya, Kota Banjar

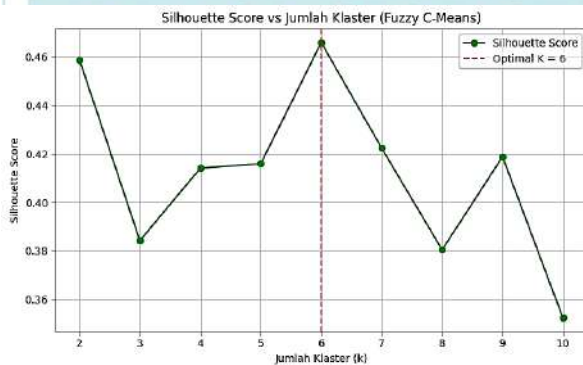
Berdasarkan hasil pengelompokan di atas, dapat dilihat bahwa setiap kluster terdiri dari wilayah-wilayah yang berbeda. Kluster 1 mencakup 3 wilayah, yaitu

Pengelompokan Kabupaten/Kota Di Jawa Barat Berdasarkan....

Sukabumi, Cianjur, dan Garut. Klaster 2 meliputi 8 wilayah, antara lain Kuningan, Karawang, Bekasi, Kota Bogor, Kota Sukabumi, Kota Bekasi, Kota Depok, dan Kota Cimahi. Klaster 3 terdiri dari 1 wilayah, yaitu Bandung. Klaster 4 juga terdiri dari 1 wilayah, yaitu Pengandaran. Klaster 5 mencakup 4 wilayah, yaitu Bogor, Cirebon, Bandung Barat dan Kota Bandung. Klaster 6 terdiri dari 3 wilayah, yaitu Tasikmalaya, Ciamis, dan Majalengka. Sementara itu, Klaster 7 terdiri dari 7 wilayah, yakni Sumedang, Indramayu, Subang, Purwakarta, Kota Cirebon, Kota Tasikmalaya, dan Kota Banjar.

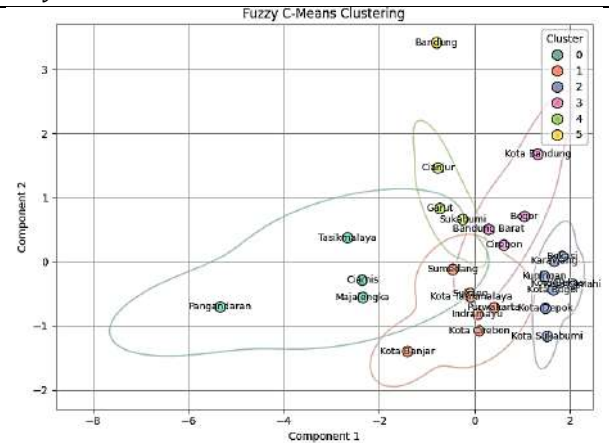
Pengelompokan Metode *Fuzzy C-Means*

Berdasarkan metode *Silhouette Score* terhadap jumlah *cluster(k)*, nilai optimal *Silhouette Score* adalah ketika $k=6$. Nilai ini menunjukkan bahwa struktur klaster paling optimal dicapai saat data dikelompokkan menjadi 6 *cluster*. Karena pada titik ini diperoleh keseimbangan terbaik antara kedekatan objek dalam *cluster* dan pemisahan antar *cluster*.



Gambar 4. Plot Metode *Silhouette Score* (FCM).

Hasil pengelompokan yang diperoleh setelah dilakukan analisis sebagai berikut:



Gambar 5. Plot Hasil Pengelompokan *Fuzzy C-Means*.

Berikut ini adalah tabel yang menunjukkan pusat klaster yang dihasilkan oleh metode *Fuzzy C-Means*. Setiap baris pada tabel mewakili pusat dari satu klaster berdasarkan komponen utama yang telah direduksi melalui PCA. Pusat klaster ini mencerminkan posisi rata-rata atau pusat dari titik data yang memiliki derajat keanggotaan tertinggi dalam klaster tersebut.

Tabel 4. Pusat Klaster FCM (dalam skala z-score)

Klaster	PC1	PC2
1	-2,6284	-0,2847
2	-0,0113	-0,6982
3	1,6745	-0,3363
4	0,6586	0,5332
5	-0,6467	0,8917
6	-0,8163	3,3351

Setelah menghitung pusat klaster, berikut ini adalah tabel yang menunjukkan derajat keanggotaan untuk setiap titik data terhadap masing-masing klaster. Derajat keanggotaan ini menggambarkan sejauh mana setiap titik data terasosiasi dengan setiap klaster, dengan nilai yang lebih tinggi menunjukkan keanggotaan yang lebih kuat dalam klaster tersebut. Nilai derajat keanggotaan ini dapat digunakan untuk menganalisis kejelasan pengelompokan data dalam setiap klaster.

Pengelompokan Kabupaten/Kota Di Jawa Barat Berdasarkan....

Tabel 5. Derajat Keanggotaan Tiap Objek

Wilayah	Klas ter 1	Klas ter 2	Klas ter 3	Klas ter 4	Klas ter 5	Klas ter 6
Bogor	0,0097	0,0455	0,0946	0,7878	0,0486	0,0135
Sukabumi	0,0220	0,0759	0,0307	0,1719	0,6800	0,0192
Cianjur	0,0381	0,0473	0,0268	0,0853	0,7319	0,0703
Bandung	0,0004	0,0003	0,0003	0,0006	0,0010	0,9972
Garut	0,0021	0,0036	0,0014	0,0052	0,9857	0,0016
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Kota Cimahi	0,0056	0,0284	0,9002	0,0458	0,0140	0,0056
Kota Tasikmalaya	0,0039	0,9602	0,0083	0,0151	0,0107	0,0016
Kota Banjar	0,3019	0,3389	0,0777	0,1032	0,1418	0,0362

Berdasarkan hasil perhitungan derajat keanggotaan untuk setiap wilayah di Jawa Barat, dapat disimpulkan pengelompokan wilayah ke dalam enam klaster. Misalnya, Bogor memiliki derajat keanggotaan tertinggi pada Klaster 4 (0,7878), sehingga dimasukkan ke dalam Klaster 4, sementara Sukabumi, Cianjur dan Garut masing-masing memiliki derajat keanggotaan tertinggi pada Klaster 5 (0,6800, 0,7319, dan 0,9857), sehingga ketiganya juga dimasukkan ke dalam Klaster 5. Bandung memiliki derajat keanggotaan tertinggi pada Klaster 6 (0,9972), sehingga masuk ke dalam Klaster 6. Kota Cimahi, Kota Tasikmalaya, dan Kota Banjar juga dikelompokkan berdasarkan nilai keanggotaan tertinggi, dengan masing-masing wilayah masuk ke dalam Klaster 3, Klaster 2. Dengan demikian, setiap wilayah dikelompokkan ke dalam klaster yang memiliki nilai derajat keanggotaan tertinggi. Sehingga diperoleh pengelompokan tiap wilayahnya yang disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Pengelompokan *Fuzzy C-Means*

Klaster	Anggota Wilayah
1	Tasikmalaya, Ciamis, Majalengka, Pangandaran
2	Sumedang, Indramayu, Subang, Purwakarta, Kota Cirebon, Kota Tasikmalaya,

Klaster	Anggota Wilayah
3	Kuningan, Karawang, Bekasi, Kota Bogor, Kota Sukabumi, Kota Bekasi, Kota Depok, Kota Cimahi
4	Bogor, Cirebon, Bandung Barat, Kota Bandung
5	Sukabumi, Cianjur, Garut
6	Bandung

Hasil klasterisasi *Fuzzy C-Means* membagi wilayah Jawa Barat menjadi enam klaster, yaitu Klaster 1 sebanyak 4 wilayah, Klaster 2 sebanyak 7 wilayah, Klaster 3 sebanyak 8 wilayah, Klaster 4 sebanyak 4 wilayah, Klaster 5 sebanyak 3 wilayah, dan Klaster 6 sebanyak 1 wilayah

Setelah diperoleh hasil pengelompokan menggunakan metode *Fuzzy C-Means* (FCM), langkah selanjutnya adalah membandingkan nilai simpangan baku antar metode untuk mengevaluasi keseragaman atau keragaman dalam masing-masing klaster.

Tabel 7. Evaluasi *K-Means* dan *Fuzzy C-Means*.

Metode	SW	SB	Rasio SW/SB
K-Means	0,272	3,569	0,076
Fuzzy C-Means	0,510	3,330	0,153

Berdasarkan Tabel 7, metode *K-Means* menghasilkan nilai SW = 0,272, SB = 3,569, dan rasio SW/SB = 0,076, sedangkan metode *Fuzzy C-Means* menghasilkan SW = 0,510, SB = 3,330, dan rasio SW/SB = 0,153. Dengan rasio SW/SB yang lebih kecil, *K-Means* menunjukkan kualitas pengelompokan yang lebih baik dibandingkan *Fuzzy C-Means* dalam hal kompak dan terpisahnya klaster.

Setelah membandingkan metode pengelompokan berdasarkan rasio simpangan baku dalam dan antar klaster, disimpulkan bahwa metode *K-Means* merupakan pendekatan terbaik untuk mengelompokkan kabupaten/kota di Jawa Barat berdasarkan indikator-indikator ketenagakerjaan tahun 2023. Hasil pengelompokan menunjukkan bahwa kabupaten/kota terbagi ke dalam tiga klaster, yang masing-masing memiliki karakteristik yang berbeda berdasarkan

Pengelompokan Kabupaten/Kota Di Jawa Barat Berdasarkan....

variabel-variabel ketenagakerjaan yang digunakan dalam analisis.

Tabel 8. Karakteristik Klaster (*K-Means*)

KMeans _Cluster	TPA K (Per sen)	TPT (Per sen)	Jumlah Tenaga Kerja	Rata- rata Penda patan Bersih Sebul an Pekerj a Infor ma	Perse ntase Beker ja terha dap Angk atan Kerja
1	70,0 533	7,45 33	95380, 0000	1,737 5	92,54 66
2	64,1 962	8,82 75	35584, 1250	2,489 0	91,17 25
3	67,1 000	6,52 00	20539 0,0000	2,013 9	93,48 00
4	80,1 500	1,52 00	44367, 0000	1,354 3	98,48 00
5	66,0 900	8,26 50	86357, 2500	2,267 7	91,73 50
6	67,7 100	3,84 33	69931, 6666	1,470 1	96,15 66
7	67,0 900	6,91 57	29031, 5714	1,900 5	93,08 42

Merujuk pada Tabel 8 di atas, berikut adalah karakteristik masing-masing klaster yang dapat diuraikan sebagai berikut:

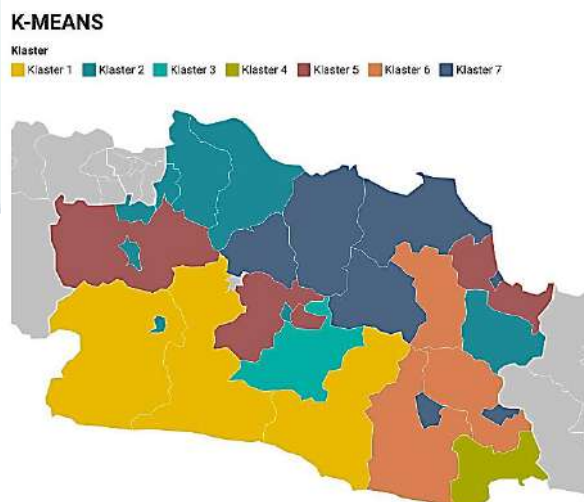
1. Klaster 1 memiliki TPAK tertinggi (70,05%) namun TPT juga tinggi (7,45%). Ini menunjukkan wilayah dengan partisipasi angkatan kerja yang tinggi, tetapi masih menghadapi tantangan pengangguran. Jumlah tenaga kerja berada di level sedang (95.380 orang), namun pendapatan pekerja informal relatif rendah (Rp1,74 juta). Persentase bekerja terhadap angkatan kerja pun cukup tinggi (92,55%).
2. Klaster 2 mencerminkan wilayah dengan TPAK dan persentase bekerja paling rendah (64,20% dan 91,17%), serta TPT tertinggi (8,83%). Hal ini mengindikasikan tantangan besar dalam ketenagakerjaan. Meski begitu, wilayah ini mencatat pendapatan pekerja informal tertinggi (Rp2,49 juta), namun

- dengan jumlah tenaga kerja rata-rata paling sedikit (35.584 orang).
 3. Klaster 3 ditandai dengan jumlah tenaga kerja tertinggi (205.390 orang), TPAK yang tinggi (67,10%), dan TPT sedang (6,52%). Pendapatan pekerja informal (Rp2,01 juta) serta persentase bekerja (93,48%) juga menunjukkan kondisi ketenagakerjaan yang relatif stabil.
 4. Klaster 4 merupakan wilayah dengan TPAK dan persentase bekerja paling tinggi (80,15% dan 98,48%), serta TPT terendah (1,52%). Meski jumlah tenaga kerja hanya 44.367 orang, kondisi ketenagakerjaan sangat baik. Namun, pendapatan pekerja informal paling rendah (Rp1,35 juta), yang mungkin menunjukkan dominasi sektor informal dengan upah rendah.
 5. Klaster 5 memperlihatkan TPAK sedang (66,09%) dan TPT tinggi (8,27%), menunjukkan partisipasi kerja cukup baik tetapi masih ada tekanan pengangguran. Jumlah tenaga kerja juga cukup besar (86.357 orang), dan pendapatan pekerja informal relatif tinggi (Rp2,27 juta).
 6. Klaster 6 menunjukkan TPT cukup rendah (3,84%) dengan persentase bekerja tinggi (96,16%). TPAK juga baik (67,71%) dan jumlah tenaga kerja sedang (69.932 orang). Namun, pendapatan pekerja informal cukup rendah (Rp1,47 juta), menandakan kemungkinan dominasi pekerjaan dengan produktivitas rendah.
 7. Klaster 7 menampilkan angka moderat di hampir semua indikator. TPAK 67,09%, TPT 6,92%, dan persentase bekerja 93,08% menunjukkan kondisi ketenagakerjaan yang stabil. Jumlah tenaga kerja relatif kecil (29.032 orang) dan pendapatan pekerja informal juga tergolong sedang (Rp1,90 juta).
- Perbedaan klaster yang paling kontras terlihat pada klaster 2 dan klaster 4. Klaster 2 ditandai oleh tingkat pengangguran

Pengelompokan Kabupaten/Kota Di Jawa Barat Berdasarkan....

tertinggi dan partisipasi angkatan kerja terendah, yang menunjukkan terbatasnya daya serap lapangan kerja formal meskipun pendapatan pekerja informal relatif tinggi. Sebaliknya, klaster 4 menunjukkan kondisi ketenagakerjaan yang sangat baik dengan tingkat partisipasi dan persentase bekerja tertinggi serta pengangguran terendah, namun pendapatan pekerja informal paling rendah, yang mengindikasikan dominasi sektor informal berproduktivitas rendah. Perbedaan ini menunjukkan bahwa tingginya penyerapan tenaga kerja tidak selalu diikuti oleh tingkat kesejahteraan yang lebih baik, sehingga kualitas pekerjaan menjadi isu penting dalam perumusan kebijakan ketenagakerjaan.

Selanjutnya, hasil pengelompokan menggunakan metode *K-Means* disajikan dalam bentuk peta wilayah untuk menunjukkan sebaran spasial masing-masing klaster.



Gambar 6. Map Hasil Pengelompokan *K-Means*.

Peta hasil pengelompokan *K-Means* menunjukkan bahwa kabupaten/kota di Jawa Barat terbagi ke dalam 7 klaster dengan pola sebaran spasial yang cukup jelas. Beberapa klaster tampak mengelompok secara geografis, terutama di wilayah barat, tengah, dan timur Jawa Barat, yang mengindikasikan adanya kemiripan karakteristik antar wilayah yang

berdekatan. Sementara itu, terdapat pula klaster yang tersebar tidak berdekatan, menandakan bahwa kesamaan karakteristik wilayah tidak selalu dipengaruhi oleh kedekatan geografis, melainkan oleh variabel-variabel pembentuk klaster yang digunakan dalam analisis.

PENUTUP

Kesimpulan

Penelitian ini mengelompokkan 27 kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat berdasarkan lima indikator ketenagakerjaan tahun 2023 dengan menggunakan dua metode klasterisasi, yaitu *K-Means* dan *Fuzzy C-Means*. Metode *K-Means* membagi wilayah ke dalam tujuh klaster, namun dengan jumlah anggota yang berbeda. Metode *K-Means* menghasilkan klaster 1 dengan 3 wilayah, klaster 2 dengan 8 wilayah, klaster 3 dengan 1 wilayah, klaster 4 dengan 1 wilayah, klaster 5 dengan 4 wilayah, klaster 6 dengan 3 wilayah, dan klaster 7 dengan 7 wilayah. Sedangkan metode *Fuzzy C-Means* menghasilkan klaster 1 dengan 4 wilayah, klaster 2 dengan 7 wilayah, klaster 3 dengan 8 wilayah, klaster 4 dengan 4 wilayah, klaster 5 dengan 3 wilayah, dan klaster 6 dengan 1 wilayah. Berdasarkan hasil evaluasi rasio SW/SB, metode *K-Means* memiliki nilai yang lebih kecil (0,076) dibandingkan *Fuzzy C-Means* (0,153), yang menunjukkan bahwa *K-Means* menghasilkan pengelompokan yang lebih kompak dan memiliki batas antar klaster yang lebih jelas.

Berdasarkan hasil tersebut, *K-Means* dapat disimpulkan sebagai metode yang lebih baik dan relevan untuk mendukung perumusan kebijakan ketenagakerjaan daerah. Secara kebijakan, hasil klasterisasi ini memberikan implikasi yang jelas, di mana daerah pada klaster 1 dan klaster 5 memerlukan penguatan kualitas tenaga kerja dan perluasan kesempatan kerja. Daerah pada klaster 2 perlu mendapatkan prioritas intervensi peningkatan lapangan kerja formal dan pengembangan sektor

padat karya. Daerah pada klaster 3 dan klaster 6 dapat difokuskan pada peningkatan produktivitas dan kualitas pekerjaan. Sementara itu, daerah pada klaster 4 menunjukkan kinerja ketenagakerjaan yang relatif paling baik sehingga berpotensi menjadi daerah *benchmark* ketenagakerjaan, sedangkan daerah pada klaster 7 memerlukan kebijakan yang bersifat adaptif untuk menjaga stabilitas dan keberlanjutan pasar kerja.

Saran

Untuk pengembangan penelitian selanjutnya, disarankan untuk menggunakan data ketenagakerjaan dalam rentang waktu yang lebih panjang agar dapat dilakukan analisis dinamis. Selain itu, variabel yang digunakan dapat diperluas dengan menambahkan indikator lain seperti tingkat pendidikan, sektor pekerjaan, atau Indeks Pembangunan Manusia (IPM). Disarankan pula untuk mengeksplorasi metode klasterisasi lainnya seperti DBSCAN atau *Hierarchical Clustering* sebagai pembanding guna memperoleh hasil analisis yang lebih komprehensif.

DAFTAR PUSTAKA

Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Barat. (2024a). Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja Menurut Kabupaten/Kota (Persen), 2021-2023. Retrieved on [10 April 2025]. <https://jabar.bps.go.id/id/statistics-table/2/ODkjMg==/tingkat-partisipasi-angkatan-kerja-menurut-kabupaten-kota.html>

Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Barat. (2024b). Tingkat Pengangguran Terbuka Menurut Kabupaten/Kota (%), 2021-2023. Retrieved on [10 April 2025]. <https://jabar.bps.go.id/id/statistics-table/2/NzMjMg==/tingkat-pengangguran-terbuka-kabupaten-kota.html>

[kota.html](https://journal.unugiri.ac.id/index.php/statkom)

- Cebeci, Z., & Yildiz, F. (2015). Comparison of K-Means and Fuzzy C-Means Algorithms on Different Cluster Structures. *Journal of Agricultural Informatics*, 6(3), 13-23. <https://doi.org/10.17700/jai.2015.6.3.196>
- Chong, B. (2021). K-means clustering algorithm: a brief review. *Academic Journal of Computing & Information Science*, 4(5), 37-40. <https://doi.org/10.25236/ajcis.2021.040506>
- Disdukcapil. (2023). Buku Profil Perkembangan Kependudukan Provinsi Jawa Barat. <https://disdukcapil.jabarprov.go.id/pr-ofil-kependudukan>
- Firdaus, H. S., Nugraha, A. L., Sasmito, B., & Awaluddin, M. (2021). Perbandingan Metode Fuzzy C-Means Dan K-Means Untuk Pemetaan Daerah Rawan Kriminalitas Di Kota Semarang. *Elipsoida : Jurnal Geodesi Dan Geomatika*, 4(01), 58-64. <https://doi.org/10.14710/elipsoida.2021.9219>
- Fuadah, N. A., Nafisah, Z. A., & Wulandari, S. P. (2024). Pengelompokan Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur berdasarkan Indikator Ketenagakerjaan. *Ebisnis Manajemen*, 2(4), 37-50. <https://doi.org/10.59603/ebisman.v2i4.589>
- Hanniva, H., Kurnia, A., Rahardiantoro, S., & Mattjik, A. A. (2022). Penggerombolan Kabupaten/Kota di Indonesia Berdasarkan Indikator Indeks Pembangunan Manusia Menggunakan Metode K-Means dan Fuzzy C-Means. *Xplore: Journal of Statistics*, 11(1), 36-47. <https://journal->

- stats.ipb.ac.id/index.php/xplore/article/view/855
- Karnoto, K., & Suryati, T. F. (2024). Analisis Perubahan Penimbang Dalam Estimasi Indikator Ketenagakerjaan Di Sulawesi Barat : Kasus Transisi Dari Supas 2015 Ke Lf Sp2020. *Jurnal Ekonomi Ichsan Sidenreng Rappang*, 3(1), 300–311. <https://doi.org/10.61912/jeinsa.v3i1.39>
- Khan, A. S. S., Fatekurohman, M., & Dewi, Y. S. (2023). Perbandingan Algoritma K-Medoids Dan K-Means Dalam Pengelompokan Kecamatan Berdasarkan Produksi Padi Dan Palawija Di Jember. *Jurnal Statistika Dan Komputasi*, 2(2), 67–75. <https://doi.org/10.32665/statkom.v2i2.2301>
- Noya van Delsen, M. S., Wattimena, A. Z., & Saputri, S. (2017). Penggunaan Metode Analisis Komponen Utama Untuk Mereduksi Faktor-Faktor Inflasi Di Kota Ambon. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika Dan Terapan*, 11(2), 109–118. <https://doi.org/10.30598/barekengvol11iss2pp109-118>
- Oktaviandi, B., Mukhti, T. O., Kurniawati, Y., & Martha, Z. (2024). Implementation of the Fuzzy C-Means Clustering Method in Grouping Provinces in Indonesia based on the Types of Goods Sold in E-commerce Businesses in 2022. *UNP Journal of Statistics and Data Science*, 2(3), 360–365. <https://doi.org/10.24036/ujsds/vol2-iss3/210>
- Pattipeilohy, R. L., & Pakereng, M. A. I. (2023). Penerapan K-Means Clustering Pada Data Mahasiswa Fakultas Interdisiplin Program Studi D4 Destinasi Pariwisata Untuk Menentukan Strategi Promosi. *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, 7(1), 320–331. <https://tunasbangsa.ac.id/ejurnal/index.php/jsakti/article/view/595>
- Pradipta, I. M. D., Eka, A., Wahyudi, A., & Aryani, S. (2018). Fuzzy C-Means Clustering for Customer Segmentation. *International Journal of Engineering and Emerging Technology*, 3(1), 18–22. <https://ojs.unud.ac.id/index.php/ijeet/article/view/41251/25103>
- Saepudin, T., & Nurfala, S. (2022). Analisis Indikator Ketenagakerjaan dan Demografi terhadap Kemiskinan di Jawa Barat. *Jurnal Riset Ilmu Ekonomi*, 2(2), 69–78. <https://doi.org/10.23969/jrie.v2i2.30>
- Safitri, E. M. (2024). Clustering Study Of Hospitals In Bojonegoro Based On Health Workers With K-Means And K-Medoids Methods. *Jurnal Statistika Dan Komputasi*, 3(2), 92–102. <https://doi.org/10.32665/statkom.v3i2.3592>
- Sebriana, E. I., & Hasanah, S. H. (2025). Analisis Indikator Ketenagakerjaan di Jawa Timur Tahun 2023 dengan Pendekatan Clustering. *Prosiding Seminar Nasional Sains Dan Teknologi Seri III*, 2(1), 1056–1068. <https://conference.ut.ac.id/index.php/saintek/article/view/5158>
- Sudarsono, B. G., Leo, M. I., Santoso, A., & Hendrawan, F. (2021). Analisis Data Mining Data Netflix Menggunakan Aplikasi Rapid Miner. *JBASE - Journal of Business and Audit Information Systems*, 4(1), 13–21. <https://doi.org/10.30813/jbase.v4i1.2729>
- Yudhistiraa, A., Aldino, A. A., & Darwis, D. (2022). Analisis Klasterisasi Penilaian Kinerja Pegawai Menggunakan Metode Fuzzy C-Means (Studi Kasus : Pengadilan Tinggi Agama bandar

lampung). *Jurnal Ilmiah Edutic : Pendidikan Dan Informatika*, 9(1), 77–82.
<https://doi.org/10.21107/edutic.v9i1.17134>

