

## **Penerapan Algoritma K-Means untuk Klasterisasi Indeks Pembangunan Manusia (IPM) pada Wilayah Pulau Jawa dengan Visualisasi Peta Tematik**

**Siti Fadilatul Khasanah<sup>1\*</sup>, Ayu Setya Permatasari<sup>2)</sup>, Elok Biandari<sup>3)</sup>, Rahmawati Erma Standsyah<sup>4)</sup>, Dimas Avian Maulana<sup>5)</sup>**

<sup>1,2,3,4,5</sup>Universitas Negeri Surabaya –Jl Ketintang Wiyata, Ketintang, Kec. Gayungan, Surabaya, 60231, Indonesia.

\*Penulis Korespondensi : email: [siti.23146@mhs.unesa.ac.id](mailto:siti.23146@mhs.unesa.ac.id)

Diterima : 20 Januari 2026, Direvisi : 03 April 2026, Disetujui : 06 Mei 2026

### **Abstract**

*This study analyzes human development patterns across regencies and cities on Java Island using a clustering approach based on the Human Development Index (HDI). Persistent regional disparities in socio-economic conditions and development outcomes motivate the need to identify groups of regions with similar characteristics. The analysis uses three indicators—poverty rate, open unemployment rate, and life expectancy—calculated from recent multi-year official statistical data. The K-Means algorithm is employed to classify regions, with the optimal number of clusters determined through cluster compactness evaluation. The results identify four distinct clusters. The first cluster is characterized by low poverty, high unemployment, and relatively good life expectancy. The second cluster shows low poverty and unemployment levels with moderate life expectancy. The third cluster has the highest poverty rate, low unemployment, and relatively low life expectancy, indicating significant welfare challenges. The fourth cluster records the highest life expectancy, accompanied by moderate poverty and unemployment levels, reflecting better overall well-being. The spatial distribution of the clusters reveals a clear distinction between rural and urban areas. These findings provide a comprehensive understanding of regional disparities in human development across Java Island and offer valuable insights for designing targeted, cluster-based development policies to reduce inequality and improve regional welfare.*

**Keywords:** Human Development; HDI; K-Means; Clustering

### **Abstrak**

*Pembangunan manusia antar kabupaten/kota di Pulau Jawa menunjukkan perbedaan karakteristik yang mencerminkan ketimpangan capaian kesejahteraan dan kualitas hidup masyarakat. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola dan karakteristik pembangunan manusia kabupaten/kota di Pulau Jawa melalui pendekatan klasterisasi Indeks Pembangunan Manusia (IPM) berdasarkan indikator kemiskinan, tingkat pengangguran terbuka, dan Angka Harapan Hidup yang direpresentasikan dalam bentuk nilai rata-rata periode terkini berdasarkan data resmi Badan Pusat Statistik. Metode yang digunakan adalah klasterisasi K-Means untuk mengelompokkan wilayah dengan karakteristik pembangunan manusia yang serupa secara objektif, dengan penentuan jumlah klaster optimal melalui evaluasi kekompakan klaster. Hasil penelitian menunjukkan terbentuknya empat klaster wilayah dengan karakteristik pembangunan manusia yang berbeda. Klaster pertama dicirikan oleh tingkat kemiskinan relatif rendah namun tingkat pengangguran yang tinggi, dengan angka harapan hidup yang cukup baik. Klaster kedua memiliki tingkat kemiskinan dan pengangguran yang relatif rendah, meskipun angka harapan hidupnya masih berada pada kategori sedang. Kluster ketiga menunjukkan tingkat kemiskinan yang paling tinggi disertai tingkat pengangguran yang rendah, serta angka harapan hidup yang relatif rendah, sehingga mencerminkan wilayah dengan tantangan kesejahteraan yang cukup serius. Sementara itu, klaster keempat ditandai oleh angka harapan hidup yang paling tinggi dengan tingkat kemiskinan dan pengangguran pada kategori menengah, yang mengindikasikan wilayah dengan kualitas kesehatan dan kesejahteraan penduduk yang relatif lebih baik. Secara spasial, hasil klasterisasi memperlihatkan pola perbedaan yang jelas antara wilayah pedesaan dan perkotaan. Temuan ini memberikan gambaran komprehensif mengenai ketimpangan pembangunan manusia antarwilayah serta dapat dimanfaatkan sebagai dasar perumusan kebijakan pembangunan wilayah berbasis klaster.*

*Kata Kunci:* IPM; K-Means; Klusterisasi; Pembangunan Manusia

## 1. PENDAHULUAN

Pembangunan manusia merepresentasikan kualitas hidup masyarakat yang menjadi indikator utama dalam mengevaluasi keberhasilan pembangunan suatu negara maupun wilayah. Indeks Pembangunan Manusia (IPM) dikembangkan sebagai ukuran komposit yang mencerminkan capaian pembangunan pada dimensi kesehatan, pendidikan, dan standar hidup layak secara simultan [1]. Penggunaan IPM memberikan gambaran yang lebih menyeluruh mengenai kesejahteraan masyarakat karena indikator ini tidak hanya menekankan pertumbuhan ekonomi, tetapi juga aspek sosial dan kesehatan yang bersifat fundamental [14]. Peran IPM dalam perencanaan pembangunan semakin strategis karena mampu digunakan sebagai dasar evaluasi kebijakan pembangunan yang berorientasi pada peningkatan kualitas hidup manusia secara berkelanjutan [2].

Perkembangan Indeks Pembangunan Manusia (IPM) Indonesia menunjukkan tren peningkatan yang relatif konsisten dalam beberapa tahun terakhir dan telah mencapai kategori pembangunan manusia tinggi, yang mencerminkan kemajuan pada aspek kesehatan, pendidikan, dan kesejahteraan masyarakat secara agregat [20]. Meskipun demikian, capaian tersebut belum sepenuhnya merepresentasikan pemerataan pembangunan antarwilayah, karena perbedaan kualitas pembangunan manusia masih menjadi permasalahan struktural yang terlihat dari variasi tingkat kesejahteraan masyarakat antar provinsi. Kondisi tersebut tercermin secara nyata di Pulau Jawa yang memiliki peran sentral sebagai pusat aktivitas ekonomi, pemerintahan, serta konsentrasi penduduk terbesar di Indonesia. Sebagai wilayah strategis dalam pembangunan nasional, Pulau Jawa menunjukkan karakteristik pembangunan manusia yang beragam antar provinsi maupun antar kabupaten/kota, yang ditunjukkan oleh variasi tingkat kemiskinan, tingkat pengangguran terbuka, dan Angka Harapan Hidup. Ketidaksamaan tersebut menegaskan bahwa wilayah yang relatif maju sekalipun masih menghadapi dinamika sosial dan ekonomi yang kompleks, sehingga diperlukan identifikasi pola pembangunan manusia yang lebih rinci dan berbasis data kuantitatif [3][4][5].

Karakteristik indikator pembangunan manusia yang bersifat multivariat menyebabkan keterbatasan pada analisis statistik deskriptif konvensional dalam mengungkap struktur dan pola tersembunyi dalam data [15]. Analisis yang hanya berfokus pada nilai rata-rata atau perbandingan tunggal belum mampu menjelaskan kesamaan dan perbedaan karakteristik pembangunan antar wilayah secara komprehensif. Kompleksitas tersebut menuntut pendekatan analitik yang mampu

----- Vol 14 (2), Juni 2026, Halaman 183 - 200 -----

mengelompokkan wilayah berdasarkan kemiripan karakteristik secara objektif dan sistematis. Pendekatan data mining menyediakan kerangka analisis yang efektif dalam menangani kompleksitas data pembangunan. Teknik klusterisasi memungkinkan pengelompokan wilayah tanpa memerlukan label awal dengan memanfaatkan kedekatan karakteristik numerik. Klusterisasi telah banyak digunakan dalam analisis pembangunan regional karena kemampuannya mengidentifikasi kelompok wilayah yang memiliki kondisi pembangunan serupa secara sistematis [6].

Algoritma K-Means merupakan salah satu metode klusterisasi yang paling banyak digunakan dalam konteks unsupervised learning [16]. Prinsip pengelompokan berbasis centroid dan jarak menjadikan algoritma ini efisien serta mudah diimplementasikan pada data numerik. Karakteristik algoritma K-Means sesuai untuk mengelompokkan data kemiskinan, pengangguran, dan angka harapan hidup yang digunakan sebagai variabel dalam penelitian ini. Pemahaman terhadap hasil klusterisasi memerlukan dukungan visualisasi spasial agar pola pembangunan dapat diinterpretasikan secara lebih intuitif. Sistem Informasi Geografis memungkinkan penyajian hasil analisis statistik ke dalam bentuk visual berbasis wilayah [17]. Peta tematik digunakan sebagai media representasi distribusi kluster pembangunan manusia sehingga hasil penelitian dapat memberikan informasi yang relevan bagi perencanaan pembangunan regional [18]. Penelitian ini menerapkan algoritma K-Means untuk mengklusterisasi IPM provinsi di Pulau Jawa berdasarkan data Badan Pusat Statistik periode 2022–2024 dan memvisualisasikan hasilnya menggunakan peta tematik berbasis SIG [7][8].

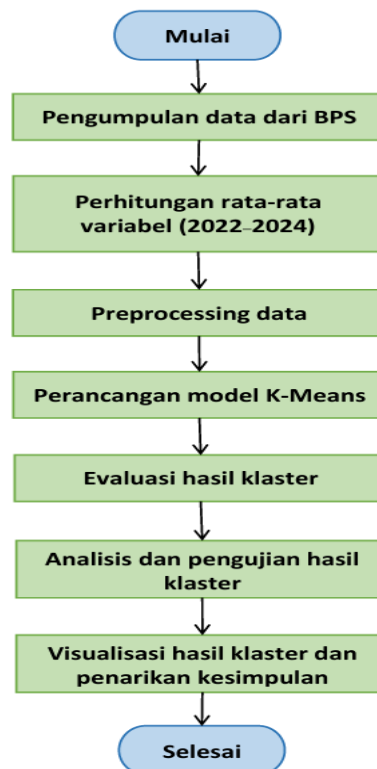
Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis karakteristik dimensi pembentuk Indeks Pembangunan Manusia (IPM), yaitu aspek kesehatan, pendidikan, dan standar hidup layak, pada setiap kab/kota di Pulau Jawa dengan menggunakan data dari Badan Pusat Statistik. Selain itu, penelitian ini mengimplementasikan algoritma K-Means untuk mengelompokkan kab/kota berdasarkan kesamaan profil pembangunan manusia serta menentukan jumlah kluster yang optimal dan paling representatif. Hasil pengelompokan tersebut disajikan dalam bentuk peta tematik untuk menggambarkan persebaran geografis tingkat pembangunan manusia. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi secara teoritis dengan memperkaya kajian data mining dalam analisis sosial-ekonomi regional melalui integrasi metode klusterisasi dan visualisasi spasial, serta secara praktis menjadi referensi bagi pemerintah daerah dalam merumuskan kebijakan pembangunan yang lebih efektif dan tepat sasaran, sekaligus menjadi dasar bagi penelitian lanjutan dan sumber informasi bagi masyarakat mengenai kondisi pembangunan manusia di Pulau Jawa

## 2. METODE PENELITIAN

### Deskripsi Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh Badan Pusat Statistik (BPS) pada kurun waktu tahun 2022 hingga 2024. Data dikumpulkan berdasarkan unit wilayah kabupaten/kota di Pulau Jawa. Variabel yang digunakan yaitu Persentase Kemiskinan, Tingkat Pengangguran, dan Angka Harapan Hidup (AHH). Untuk menjaga konsistensi serta mengurangi fluktuasi tahunan, data tiap variabel pada periode 2022–2024 dihitung nilai rata-ratanya. Hasil perhitungan rata-rata tersebut menghasilkan satu nilai representatif untuk setiap variabel di masing-masing kabupaten/kota. Nilai inilah yang kemudian digunakan sebagai data dasar dalam proses analisis klusterisasi menggunakan algoritma K-Means. Mengingat jumlah data yang cukup besar dan mencakup seluruh kabupaten/kota di Pulau Jawa, data lengkap hasil perhitungan rata-rata tidak disajikan secara keseluruhan, melainkan dapat diakses melalui tautan Google Drive berikut: [Hasil Rata-rata Data Tiap Variabel.xlsx](#)

### Prosedur Penelitian



**Gambar 1.** Prosedur Penelitian

Setiap tahapan penelitian yang telah dijelaskan direpresentasikan dalam bentuk diagram alir sebagaimana ditunjukkan pada **Gambar 1**. Proses perhitungan klusterisasi K-Means dalam

----- Vol 14 (2), Juni 2026, Halaman 183 - 200 -----

penelitian ini dilakukan menggunakan perangkat lunak Google Colaboratory (Google Colab) berbasis Python.

Prosedur penelitian klusterisasi pada kabupaten/kota di Pulau Jawa menggunakan data sekunder yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) pada periode tahun 2022-2024 dilakukan melalui tahapan-tahapan sebagai berikut:

1. Pengumpulan data dari BPS
2. Menghitung nilai rata-rata setiap variabel pada masing-masing kabupaten/kota di Pulau Jawa mulai tahun 2022-2024
3. Preprocessing data
4. Perancangan model klusterisasi menggunakan algoritma K-Means
5. Evaluasi hasil klusterisasi
6. Analisis dan pengujian hasil klaster
7. Visualisasi hasil klaster dan penarikan kesimpulan

### **Teknik Analisis Data**

Penelitian ini menggunakan pendekatan analisis data kuantitatif dengan metode klustering K-Means untuk mengelompokkan kabupaten/kota di Pulau Jawa berdasarkan Indeks Pembangunan Manusia (IPM) pada tahun 2022-2024. Data yang digunakan diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) sebagai sumber resmi dan terpercaya yang menyediakan data Kemiskinan, Tingkat Pengangguran, dan Angka Harapan Hidup (AHH) untuk setiap kabupaten/kota. Metode K-Means klustering dipilih karena kemampuannya dalam mengelompokkan data ke dalam beberapa klaster berdasarkan karakteristik yang serupa [10][11]. Proses analisis dimulai dengan standarisasi data untuk menyamakan skala antar variabel, sehingga setiap variabel memiliki rata-rata 0 dan standar deviasi 1 serta tidak saling mendominasi dalam perhitungan jarak. Selanjutnya, penentuan jumlah klaster dilakukan menggunakan metode Elbow yang bertujuan untuk menentukan jumlah klaster optimal [12].

### **Metode Elbow**

- a. Langkah-langkah Metode Elbow berdasarkan perubahan nilai Within Cluster Sum of Squares (WCSS):
  - 1) Menghitung WCSS untuk berbagai nilai  $k$   
Misalnya  $k = 2$  hingga  $k = 10$  seperti yang dilakukan dalam penelitian ini. Berikut rumus Metode Elbow berdasarkan perubahan nilai Within-Cluster Sum of Squares (WCSS):

$$WCSS = \sum_{j=1}^K \sum_{x_i \in C_j} (x_i - \mu_j)^2$$

Keterangan:

- $K$  = Jumlah kluster yang terbentuk
- $C_j$  = kluster ke- $j$
- $x_i$  = data  $i$  pada fitur ke- $j$
- $\mu_j$  = rata-rata  $j$  kluster pada nilai  $j$ , ( $j = 1, 2, 3, \dots, K$ )

## 2) Plot Grafik Elbow

Setelah menghitung WCSS untuk berbagai nilai  $K$ , plotkan nilai  $K$  di sumbu-x dan WCSS di sumbu-y. Titik di mana penurunan WCSS mulai melambat adalah titik Elbow yang mengindikasikan jumlah kluster yang optimal [19].

### b. Interpretasi

WCSS menggambarkan seberapa baik setiap kluster mengelompokkan data di dalamnya. Semakin kecil nilai WCSS, semakin baik data dikelompokkan. Namun, menambah jumlah kluster selalu menurunkan WCSS, sehingga Metode Elbow digunakan untuk menemukan titik optimal. [7]

Metode Elbow menggunakan WCSS sebagai indikator untuk menemukan jumlah kluster optimal. Titik optimal ditentukan pada 'elbow', di mana penurunan WCSS mulai melambat secara signifikan [13].

## Algoritma K-Means klustering

### a. Langkah-langkah klustering algoritma K-Means:

- 1) Menentukan centroid secara acak sesuai jumlah kluster
- 2) Menghitung jarak antara setiap data terhadap centroid menggunakan Euclidean Distance

Rumus:

$$D(x_i, \mu_k) = \sqrt{\sum_{j=1}^m (x_{ij} - \mu_{kj})^2}$$

Keterangan:

- $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}]$ : vektor data ke- $i$
- $\mu_k = [\mu_{k1}, \mu_{k2}, \dots, \mu_{km}]$ : centroid kluster  $k$

----- Vol 14 (2), Juni 2026, Halaman 183 - 200 -----

- $\square$ : Dimensi data
- 3) Mengelompokkan setiap data ke centroid terdekat
- 4) Memperbarui posisi centroid berdasarkan rata-rata semua data yang berada di kluster  $\square$

$$\text{Rumus: } \mu_{\square} = \frac{1}{|\square|} \sum_{x_i \in C_k} \square_{\square}$$

Keterangan:

- $|\square|$  : Banyaknya data dalam kluster
- $\sum_{x_i \in C_k} \square_{\square}$  : Penjumlahan semua data dalam kluster
- 5) Mengulangi proses hingga tidak ada lagi perubahan yang signifikan pada posisi centroid atau hingga kriteria konvergensi terpenuhi

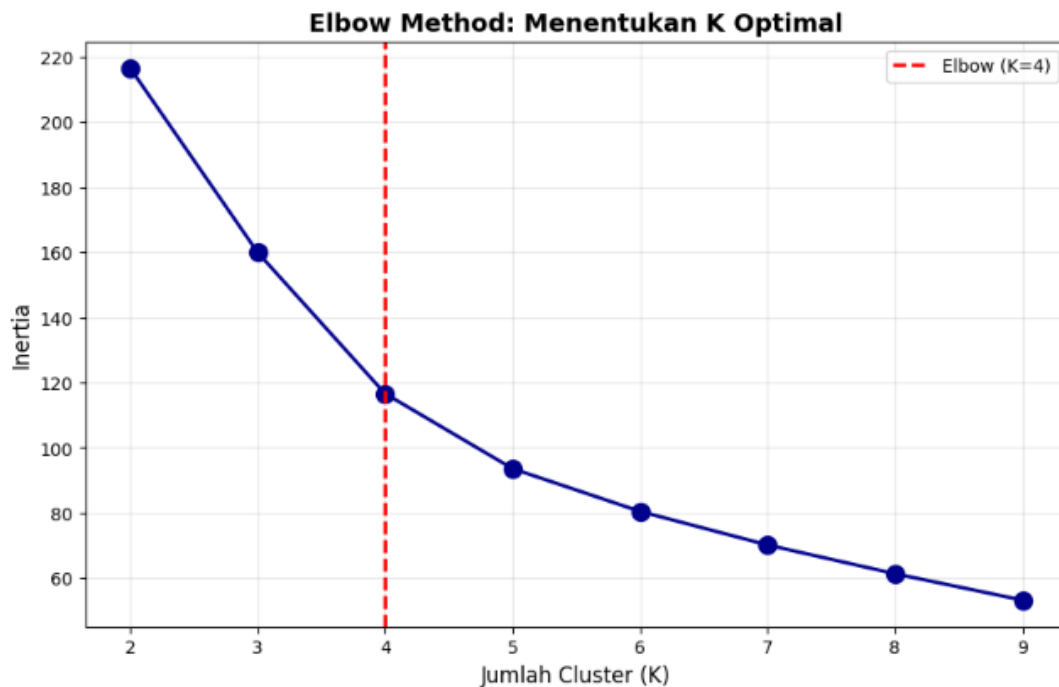
b. Interpretasi

Algoritma K-Means bekerja dengan cara iteratif untuk mengelompokkan data ke dalam kluster berdasarkan kedekatannya dengan pusat kluster (centroid)[21]. Proses ini melibatkan pemilihan pusat kluster secara acak, penghitungan jarak antar data dan centroid, pengelompokan data, serta pembaruan posisi centroid hingga posisi tersebut stabil dan tidak berubah lagi secara signifikan.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### Analisis Penentuan Kluster Optimal

Tahap awal dalam algoritma K-Means adalah menentukan jumlah kluster (K) yang paling representatif untuk data Indeks Pembangunan Manusia (IPM). Penelitian ini menggunakan Metode Elbow dengan mengamati nilai Within Cluster Sum of Squares (WCSS), yaitu total kuadrat jarak antara setiap data dengan pusat klasternya. Berdasarkan visualisasi grafik Elbow, ditunjukkan pada Gambar 2 penurunan nilai WCSS yang paling signifikan terjadi hingga titik K = 4, dimana setelah titik tersebut grafik mulai melandai secara konsisten. Hal ini mengindikasikan bahwa pembagian wilayah ke dalam empat kluster memberikan keseimbangan yang lebih optimal antara kompleksitas model dan akurasi pengelompokan, karena mampu menangkap variasi tingkat kemiskinan, pengangguran, dan angka harapan hidup secara lebih rinci. Keempat kluster tersebut merepresentasikan karakteristik pembangunan manusia yang beragam, mulai dari wilayah dengan tantangan kesejahteraan tinggi hingga wilayah dengan kualitas kesehatan dan kesejahteraan yang relatif lebih baik.



**Gambar 2.** Grafik Elbow

### Proses Klasterisasi Menggunakan Algoritma K-Means

1. Melakukan permisalan klaster ( $k$ ) sebagai pusat klaster.

Permisalan ini nantinya dapat dihitung beberapa macam metode, pada perhitungan k-means klastering pemilihan pusat klaster dilakukan dengan pemilihan secara otomatis menggunakan metode k means ++. Proses inisialisasi dilakukan sebanyak 20 kali ( $n_{init} = 20$ ) kemudian dipilih hasil dengan nilai inertia terkecil sebagai model terbaik. Pendekatan ini bertujuan untuk meningkatkan stabilitas hasil klastering, mengurangi terjadinya tumpang tindih antar klaster, serta memperoleh pengelompokan yang lebih optimal.

2. Mendistribusikan seluruh objek dan data ke klaster atau kelompok berdasarkan jarak terdekat terhadap centeroid menggunakan perhitungan jarak Euclidean. Data lengkap hasil klasterisasi tersedia pada tautan berikut: [Hasil Pengelompokan Kabupaten/Kota Berdasarkan Metode K-Means](#). Berdasarkan hasil perhitungan yang disajikan pada **Tabel 1**, diperoleh nilai jarak setiap kabupaten/kota terhadap masing-masing pusat klaster (centroid). Dalam tabel hasil perhitungan, notasi C1, C2, C3, dan C4 menyatakan jarak suatu wilayah terhadap centroid Klaster 1, Klaster 2, Klaster 3, dan Klaster 4. Keanggotaan klaster ditentukan berdasarkan nilai jarak terkecil di antara C1–C4.

**Tabel 1.** Tabel Hasil Pengelompokan Kabupaten/Kota Berdasarkan Metode K-Means

No	Kabupaten/ Kota	Kemiskinan (%)	Pengangguran (%)	AHH (Tahun)	Kluster	C1	C2	C3	C4
1	Kabupaten Ponorogo	9,32	4,79	73,2	1	0,6	1,6	2,1	2,5
2	Kabupaten Trenggalek	10,7	4,6	74,25	1	0,9	1,4	2	2,7
3	Kabupaten Tulungagung	6,51	5,47	74,54	1	0,3	2,3	1,8	2,1
..	.....	...	...	...	...	...	...	...	...
117	Kabupaten Brebes	8,94	15,81	73,98	3	3,1	4,1	3,2	1,5

- Memperbarui nilai dari centroid dapat diperoleh dengan menghitung rata-rata dari jumlah anggota klaster yang bersangkutan. Dilakukan proses perulangan pada seluruh data dengan menggunakan pusat klaster yang sudah diperbaharui. Apabila pusat klaster tidak mengalami perubahan, maka proses pengelompokan selesai. Jika terjadi perubahan, lakukan kembali proses langkah nomor tiga dan lakukan terus proses tersebut sampai pusat klaster tidak terdapat perubahan.
- Nilai Centroid Akhir Setiap Klaster

**Tabel 2.** Nilai Centroid Setiap Klaster Indeks Pembangunan Manusia di Pulau Jawa

Klaster	Kemiskinan (%)	Pengangguran (%)	AHH (Tahun)
1 (IPM Menengah Kebawah )	7.09	5.86	73.39
2 (IPM Rendah)	16.15	3.80	71.68
3 (IPM Tinggi)	7.9	7.35	81.42
4 (IPM Menengah Keatas)	4.8	12.17	75.19

Nilai centroid untuk setiap kelompok dihasilkan dari rata-rata setiap variabel yang terdapat pada semua anggota kelompok setelah proses iterasi algoritma K-Means selesai dilakukan. Angka kemiskinan, tingkat pengangguran, dan Angka Harapan Hidup (AHH) dihitung dengan cara menjumlahkan semua nilai di dalam satu kelompok lalu dibagi dengan jumlah wilayahnya, sehingga centroid mencerminkan ciri rata-rata keadaan sosial-ekonomi dari setiap klaster IPM di Pulau Jawa.

Berdasarkan Tabel 1, terlihat perbedaan yang signifikan dalam karakteristik setiap klaster Indeks Pembangunan Manusia di Pulau Jawa. Klaster 2 (IPM rendah) mencatatkan angka kemiskinan tertinggi yakni 16,15% dan AHH yang cukup rendah sebesar 71,68 tahun, sedangkan Klaster 3 (IPM tinggi) memiliki AHH paling tinggi yaitu 81,42 tahun. Klaster 4 menunjukkan angka kemiskinan terendah yang mencapai 4,8%, tetapi angka pengangguran tertinggi mencapai 12,17%. Di sisi lain, Klaster 1 berada pada posisi menengah dengan indikator yang cenderung

moderat. Perbedaan nilai centroid yang tercantum di Tabel 1 menggaris bawahi adanya variasi dalam kondisi pembangunan manusia di berbagai daerah di Pulau Jawa.

### Karakteristik dan Distribusi Klaster

Menetapkan  $K = 4$  pada algoritma K-Means mengklasifikasikan kabupaten/kota di Pulau Jawa berdasarkan rata-rata indikator Kemiskinan, Pengangguran, dan Angka Harapan Hidup (AHH) dalam periode 2022-2024. Adapun karakteristik masing-masing klaster adalah sebagai berikut:

#### 1. Klaster 1 (IPM Menengah Kebawah)

Berdasarkan hasil perhitungan yang disajikan pada **Tabel 3**, Klaster 1 mencakup wilayah dengan tingkat pembangunan manusia pada kategori menengah. Penentuan keanggotaan klaster dilakukan berdasarkan nilai jarak terkecil terhadap centroid, sebagaimana tercermin pada kolom C1, C2, C3, dan C4 yang menyajikan nilai distance masing-masing wilayah terhadap pusat setiap klaster. Wilayah yang memiliki nilai jarak minimum pada C1 diklasifikasikan ke dalam Klaster 1. Secara statistik, klaster ini ditandai oleh tingkat kemiskinan 3,2%–10,8%, tingkat pengangguran 4,1%–7,8%, serta Angka Harapan Hidup (AHH) 70,5–77,9 tahun. Rentang tersebut menunjukkan kondisi sosial ekonomi yang relatif stabil dengan akses layanan kesehatan yang cukup baik, meskipun tingkat pengangguran masih berada pada kategori menengah. Oleh karena itu, wilayah dalam klaster ini memerlukan peningkatan lebih lanjut, terutama dalam penciptaan lapangan kerja dan penguatan produktivitas ekonomi.

**Tabel 3.** Hasil Klaster 1

No	Kabupaten/ Kota	Kemiskinan (%)	Pengangguran (%)	AHH (Tahun)	C1	C2	C3	C4
1	Kabupaten Ponorogo	9,32	4,79	73,2	0,6	1,6	2,1	2,53
2	Kabupaten Trenggalek	10,7	4,6	74,25	0,9	1,4	2	2,68
3	Kabupaten Tulungagung	6,51	5,47	74,54	0,3	2,3	1,8	2,11
..	.....	...	...	...	...	...	...	...
48	Serang	5,55	7,58	66,26	1,8	2,9	3,7	2,56

Data lengkap hasil klaster 1 tersedia pada tautan berikut: [Tabel Hasil Klaster 1](#)

#### 2. Klaster 2 (IPM Rendah)

Wilayah yang tergabung dalam Klaster 2 menunjukkan karakteristik pembangunan manusia yang relatif tertinggal dibanding klaster lainnya. Keanggotaan wilayah dalam klaster ini ditentukan berdasarkan nilai jarak terkecil terhadap centroid Klaster 2, sebagaimana tercantum pada kolom C1, C2, C3, dan C4 di **Tabel 4**, di mana wilayah

dengan nilai minimum pada C2 diklasifikasikan sebagai anggota Klaster 2. Secara statistik, klaster ini memiliki tingkat kemiskinan paling tinggi, yaitu 11,9%–33,2%, tingkat pengangguran 1,6%–6,5%, serta Angka Harapan Hidup (AHH) 67,2–75,5 tahun yang termasuk terendah dibandingkan klaster lainnya. Tingginya kemiskinan dan relatif rendahnya AHH menunjukkan keterbatasan dalam pemenuhan kebutuhan dasar serta kualitas layanan pendidikan dan kesehatan. Meskipun tingkat pengangguran tidak terlalu tinggi, kondisi tersebut lebih mencerminkan dominasi sektor informal dengan produktivitas rendah. Oleh karena itu, wilayah dalam klaster ini memerlukan perhatian prioritas dalam pengentasan kemiskinan dan peningkatan kualitas sumber daya manusia.

**Tabel 4.** Hasil Klaster 2

No	Kabupaten/Kota	Kemiskinan (%)	Pengangguran (%)	AHH (Tahun)	C1	C2	C3	C4
1	Kabupaten Pacitan	13,51	2,35	72,47	1,8	0,8	2,9	3,6
2	Kabupaten Bondowoso	13,14	4,03	67,26	2	1,2	3,7	3,6
3	Kabupaten Situbondo	11,73	3,27	69,6	1,6	1,1	3,2	3,4
..	.....	...	...	...	...	...	...	...
18	Kota Yogyakarta	19,37	6,35	74,95	2,7	1,3	2,9	3,6

Data lengkap hasil klaster 2 tersedia pada tautan berikut: [Tabel Hasil Klaster 2](#)

### 3. Klaster 3 (IPM Tinggi)

Klaster 3 merupakan klaster dengan tingkat pembangunan manusia tertinggi. Keanggotaan wilayah dalam klaster ini ditentukan berdasarkan nilai jarak terkecil terhadap centroid Klaster 3, sebagaimana tercantum pada kolom C1, C2, C3, dan C4 pada Tabel 3, di mana wilayah dengan nilai minimum pada C3 diklasifikasikan sebagai anggota Klaster 3. Data pada **Tabel 5** menyajikan bahwa klaster ini ditandai oleh Angka Harapan Hidup (AHH) yang sangat tinggi, yaitu 78,1–85,8 tahun, tingkat kemiskinan relatif rendah (2,4%–12,3%), serta tingkat pengangguran 6,0%–10,1%. Tingginya AHH dan rendahnya kemiskinan mencerminkan kualitas layanan kesehatan dan kesejahteraan yang baik. Meskipun tingkat pengangguran pada beberapa wilayah cukup tinggi, kondisi tersebut lebih dipengaruhi oleh karakteristik wilayah perkotaan dan dinamika pasar kerja. Secara keseluruhan, klaster ini merepresentasikan wilayah dengan kategori IPM tinggi. Data lengkap hasil klaster 3 tersedia pada tautan berikut: [Tabel Hasil Klaster 3](#)

**Tabel 5. Hasil Kluster 3**

No	Kabupaten/ Kota	Kemiskinan (%)	Pengangguran (%)	AHH (Tahun)	C1	C2	C3	C4
1	Kabupaten Sukoharjo	3,17	7,55	77,9	1,5	3,4	1,3	1,6
2	Kota Surakarta	5,01	8,53	77,66	1,4	3,2	1,2	1,3
3	Bogor	7,35	8,82	79,86	1,8	3,1	0,6	1,6
..	.....	...	...	...	...	...	...	...
18	Bandung Barat	10,61	8,15	81,66	2,2	3	0,6	2,4

#### 4. Kluster 4 (IPM Menengah Keatas)

Kluster 4 terdiri atas wilayah dengan tingkat pembangunan manusia kategori menengah ke atas. Keanggotaan wilayah dalam kluster ini ditentukan berdasarkan nilai jarak terkecil terhadap centroid Kluster 4, sebagaimana tercantum pada kolom C1, C2, C3, dan C4 pada **Tabel 6**, di mana wilayah dengan nilai minimum pada C4 diklasifikasikan sebagai anggota Kluster 4. Data pada Tabel 4 menyajikan tingkat kemiskinan 2,1%–8,9%, Angka Harapan Hidup (AHH) 74,0–77,8 tahun, serta tingkat pengangguran 9,0%–16,2% yang merupakan tertinggi dibanding kluster lainnya. Rendahnya kemiskinan dan cukup tingginya AHH mencerminkan capaian pembangunan yang baik pada aspek kesejahteraan dan kesehatan. Namun, tingginya tingkat pengangguran menunjukkan adanya ketidakseimbangan antara penawaran dan permintaan tenaga kerja. Oleh karena itu, peningkatan IPM pada kluster ini sangat bergantung pada penciptaan lapangan kerja dan penguatan sektor ekonomi produktif.

**Tabel 6. Hasil Kluster 4**

No	Kabupaten/ Kota	Kemiskinan (%)	Pengangguran (%)	AHH (Tahun)	C1	C2	C3	C4
1	Kabupaten Cilacap	8,73	10,9	74,76	1,6	2,8	1,9	1
2	Kabupaten Banyumas	6,19	12,44	74,23	2,1	3,5	2,4	0,4
3	Kabupaten Purbalingga	5,27	14,82	74,02	2,8	4,2	3	0,9
..	.....	...	...	...	...	...	...	...
23	Kabupaten Brebes	8,94	15,81	73,98	3,1	4,1	3,2	1,5

Data lengkap hasil kluster 4 tersedia pada tautan berikut: [Tabel Hasil Kluster 4](#)

## Analisis Spasial dan Peta Tematik



**Gambar 3.** Visualisasi peta tematik hasil klasterisasi K-Means pada IPM Pulau Jawa

Hasil klasterisasi IPM di Pulau Jawa kemudian divisualisasikan dalam bentuk peta tematik berbasis Sistem Informasi Geografis (SIG) sebagaimana ditunjukkan pada **Gambar 3**. Berdasarkan Gambar 3 tersebut, terlihat adanya perbedaan distribusi kluster secara geografis yang mencerminkan ketimpangan pembangunan manusia antarwilayah. Wilayah dengan IPM tinggi (Klaster 3) terkonsentrasi di kawasan perkotaan dan pusat pertumbuhan ekonomi, sedangkan wilayah dengan IPM menengah (Klaster 1 dan 4) tersebar di daerah penyangga dengan kondisi ekonomi relatif stabil namun belum optimal. Sementara itu, wilayah dengan IPM rendah (Klaster 2) umumnya berada di daerah dengan keterbatasan infrastruktur dan permasalahan struktural seperti kemiskinan. Temuan ini menunjukkan bahwa variasi pembangunan manusia di Pulau Jawa tidak hanya dipengaruhi oleh faktor sosial-ekonomi, tetapi juga memiliki dimensi spasial yang signifikan.

### Implikasi Kebijakan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa pendekatan pembangunan berbasis kluster mampu membantu pemerintah dalam memahami perbedaan kondisi pembangunan manusia antar wilayah, sehingga kebijakan yang dirumuskan dapat menjadi lebih terarah dan kontekstual. Mengingat setiap kluster memiliki karakteristik sosial-ekonomi yang berbeda, strategi pembangunan perlu disesuaikan dengan kebutuhan spesifik masing-masing kelompok wilayah, bukan diterapkan secara seragam.

Wilayah dengan IPM rendah (Klaster 2) perlu diprioritaskan dalam upaya pengentasan kemiskinan, peningkatan akses terhadap layanan kesehatan dasar, perbaikan sanitasi, serta penguatan program perlindungan sosial bagi kelompok masyarakat rentan. Selanjutnya, wilayah dengan IPM menengah kebawah (Klaster 1) memerlukan kebijakan yang berfokus pada peningkatan kualitas pendidikan dan kesehatan, disertai dengan penciptaan peluang ekonomi agar capaian pembangunan manusia dapat meningkat secara bertahap.

Sementara itu, wilayah dengan IPM menengah keatas (Klaster 4) membutuhkan strategi pengembangan yang menitikberatkan pada perluasan lapangan kerja, peningkatan keterampilan tenaga kerja, serta penguatan struktur ekonomi lokal guna mengatasi tingginya tingkat pengangguran. Adapun wilayah dengan IPM tinggi (Klaster 3) dapat diarahkan pada kebijakan yang berorientasi pada penguatan daya saing ekonomi, inovasi, digitalisasi, serta penerapan prinsip pembangunan berkelanjutan untuk menjaga keberlanjutan capaian pembangunan manusia.

Secara keseluruhan, pendekatan berbasis klaster memungkinkan alokasi sumber daya pembangunan yang lebih efektif, adil, dan tepat sasaran, sekaligus memperkuat upaya pengurangan ketimpangan pembangunan manusia antar wilayah di Pulau Jawa.

#### **4. KESIMPULAN**

Karakteristik Indeks Pembangunan Manusia (IPM) di Pulau Jawa menunjukkan tingkat heterogenitas yang signifikan ketika dianalisis berdasarkan indikator kemiskinan, tingkat pengangguran terbuka, dan angka harapan hidup. Wilayah dengan tingkat IPM rendah cenderung memiliki persentase kemiskinan yang tinggi dan nilai AHH yang relatif rendah, sedangkan wilayah dengan IPM tinggi ditandai oleh kondisi sosial ekonomi yang lebih baik. Tingkat pengangguran yang relatif tinggi masih ditemukan terutama di wilayah perkotaan, yang mengindikasikan kompleksitas permasalahan pembangunan manusia di kawasan dengan aktivitas ekonomi tinggi.

Penerapan algoritma K-Means terbukti efektif dalam mengelompokkan provinsi di Pulau Jawa berdasarkan karakteristik IPM multivariat. Penentuan jumlah klaster optimal menggunakan Metode Elbow menghasilkan empat klaster yang merepresentasikan tingkat pembangunan manusia rendah, menengah kebawah, menengah ke atas, dan tinggi. Pengelompokan ini tidak hanya optimal secara statistik, tetapi juga relevan secara substantif dalam konteks analisis pembangunan wilayah.

Visualisasi hasil klasterisasi melalui peta tematik mampu memperjelas pola spasial pembangunan manusia antar provinsi di Pulau Jawa. Integrasi analisis klaster dan visualisasi

----- Vol 14 (2), Juni 2026, Halaman 183 - 200 -----

spasial memberikan dasar informasi yang lebih komprehensif bagi perumusan kebijakan pembangunan berbasis wilayah. Hasil penelitian ini diharapkan dapat mendukung pengambilan keputusan yang lebih adaptif dan terarah dalam upaya peningkatan kualitas pembangunan manusia di Pulau Jawa.

## 5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Yuliansyah, "Analysis Of The Human Development Index (HDI) In Indonesia," *Cross-Border J. Business Manag.*, vol. 1, no. 2, pp. 244–256, 2021.
- [2] M. R. Khairul Muluk and L. E. Wahyudi, "Key Success in Fostering Human Development Index at the Local Level," *Otoritas J. Ilmu Pemerintah.*, vol. 12, no. 2, pp. 128–141, 2022, doi: 10.26618/ojip.v12i2.7665.
- [3] E. Santoso, S. Anggraini, E. Pembangunan, and U. Jember, "CERMIN: JURNAL PENELITIAN DISPARITAS PEMBANGUNAN ANTAR WILAYAH DI INDONESIA : MODEL DATA PANEL DEVELOPMENT DISPARITIES BETWEEN REGIONS IN INDONESIA : CERMIN: JURNAL PENELITIAN PENDAHULUAN Indonesia terdiri dari berbagai pulau , dimana disetiap pulaunya ," vol. 8, pp. 355–367, 2024.
- [4] D. Jati and S. D. Purnomo, "Determinan Ketimpangan Pendapatan Dalam Upaya Pemerataan Pembangunan di Pulau Jawa," *J. Penelit. Inov.*, vol. 3, no. 3, pp. 739–748, 2023, doi: 10.54082/jupin.760.
- [5] J. Kasnelly, Sri, Wardiah, "Pengaruh Tingkat Pengangguran Dan Tingkat Kemiskinan Terhadap Indeks Pembangunan Manusia Di Indonesia," *Al-Mizan J. Ekon. Syariah*, vol. 4, no. 2, pp. 45–54, 2021, [Online]. Available: [www.ejournal.annadwahkualatungkal.ac.id](http://www.ejournal.annadwahkualatungkal.ac.id)
- [6] I. Fahmiyah and R. A. Ningrum, "Human Development Clustering in Indonesia: Using K-Means Method and Based on Human Development Index Categories," *J. Adv. Technol. Multidiscip.*, vol. 2, no. 1, pp. 27–33, 2023, doi: 10.20473/jatm.v2i1.45070.
- [7] N. R. Saputra and G. Z. Muflih, "Pengelompokan Wilayah Indonesia Berdasarkan Komponen Indeks Pembangunan Manusia Dengan Pendekatan Algoritma K-Means Clustering," *SKANIKA Sist. Komput. dan Tek. Inform.*, vol. 8, no. 1, pp. 156–167, 2025, doi: 10.36080/skanika.v8i1.3318.
- [8] U. S, "Penerapan Data Mining Dengan Mengimplementasikan Algoritma K-Means Dalam Proses Clustering Untuk Pengelompokan Mahasiswa Calon Penerima Beasiswa KIP," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 5, no. 1, 2023, doi: 10.47065/bits.v5i1.3411.
- [9] B. P. Statistik, "Indeks pembangunan manusia 2024," vol. 19, 2025.

----- Vol 14 (2), Juni 2026, Halaman 183 - 200 -----

- [10] S. Setyaningtyas, B. I. Nugroho, and Z. Arif, “TINJAUAN PUSTAKA SISTEMATIS PADA DATA MINING : STUDI KASUS ALGORITMA K-MEANS CLUSTERING,” vol. 10, no. 2, pp. 52–61, 2022.
- [11] S. W. Ellingson, “Characterization and Mitigation of Sinusoidal Carrier Modulation Signals by Short-Term Sinusoidal Analysis,” pp. 1–9, 2020.
- [12] Ramadhan, A., Evantheo, F., Angraini, U. Y., & Putri, H. D. (2024). *Jurnal Kecerdasan Buatan , Komputasi dan Teknologi Informasi Pengelompokan Kabupaten / Kota di Jawa Timur Berdasarkan IPM dan Rasio Gini Pada Tahun 2023 Menggunakan Cluster ing K-Means*. 5(2), 174–183.
- [13] Herdiana, I., Kamal, M. A., Triyani, Estri, M. N., & Renny. (2025). *A More Precise Elbow Method for Optimum K-means Clustering*. <http://arxiv.org/abs/2502.00851>
- [14] Anis Salsabila, Zahra Ramadhani, Goklas Purba, Muhammad Alif Zuanda4, Asnidar Asnidar, and Ahmad Ridha, “Peran Indeks Pembangunan Manusia dan Kesejahteraan Terhadap Kemiskinan dan Laju Pertumbuhan Penduduk Di Indonesia,” *Inisiatif: Jurnal Ekonomi, Akuntansi dan Manajemen*, vol. 4, no. 1, pp. 192–208, 2024, doi: 10.30640/inisiatif.v4i1.3485.
- [15] Aya Dewanti Sofia and A. Kudus, “Pengelompokan Kabupaten/Kota berdasarkan Indikator Indeks Pembangunan Manusia 2022 Menggunakan K-Harmonic Means Clustering,” *Jurnal Riset Statistika*, pp. 163–172, Dec. 2023, doi: 10.29313/jrs.v3i2.3130.
- [16] R. L. Atimi, E. E. Pratama, and N. I. Pradasari, “Pendekatan Text Mining untuk Klasterisasi Tren Penelitian dengan Algoritma Unsupervised Learning K-Means,” vol. 11, no. 3, pp. 420–425, 2025.
- [17] D. I. U. Fikri Rahma Deli, Heri Priyanto, “Jurnal Ilmiah Sain dan Teknologi SISTEM INFORMASI GEOGRAFIS DATA STATISTIK SEKTORAL ( STUDI KASUS BAPPEDA KOTA PONTIANAK ) Program Studi Sarjana Informatika Fakultas Teknik Universitas Tanjungpura Jurnal Ilmiah Sain dan Teknologi Dalam konteks perencanaan,” vol. 2, pp. 124–138, 2024.
- [18] G. R. Gaffara, P. A. Aryaguna, S. Kurniawan, and W. O. Nurhaidar, “PEMETAAN TEMATIK DESA BERBASIS SISTEM INFORMASI GEOGRAFIS,” *Tata Kota dan Daerah*, vol. 16, no. 2, pp. 179–184, Dec. 2024, doi: 10.21776/ub.takoda.2024.016.02.6.
- [19] R. Sudrajat, A. I. Hadiana, and M. Melina, “Evaluasi Kualitas Klaster Wilayah Rawan Bencana Menggunakan K-Means dengan Silhouette dan Elbow Method,” *Jurnal Algoritma*, vol. 22, no. 2, pp. 127–139, Nov. 2025, doi: 10.33364/algoritma/v.22-2.2379.

----- Vol 14 (2), Juni 2026, Halaman 183 - 200 -----

- [20] I. R. Abdillah, Diana Novitasari, Amellia Harmaimun Hidayah, Shindi Shella May Wara, and Wahyu Syaifullah Jauharis Saputra, “Segmentasi Wilayah Berdasarkan Indikator Kesehatan Lingkungan dan Akses Pelayanan Dasar di Provinsi Jawa Timur,” *Emerging Statistics and Data Science Journal*, vol. 3, no. 3, pp. 728–740, 2025, doi: 10.20885/esds.vol3.iss.3.art24.
- [21] F. Irawati, A. P. W. Nugroho, and A. Wibowo, “Analisis Ekspor Kopi Menggunakan Clustering K-Means dan Davies-Bouldin Index,” *Jurnal Ilmiah FIFO*, vol. 17, no. 2, p. 164, 2025, doi: 10.22441/fifo.2025.v17i2.006.



*(Halaman ini sengaja dikosongi)*