

PENGELOMPOKAN KABUPATEN/KOTA DI JAWA TENGAH BERDASARKAN FAKTOR YANG MEMENGARUHI INDEKS PEMBANGUNAN MANUSIA TAHUN 2022 MENGGUNAKAN ANALISIS *CLUSTER*

**Farellino Azhfar Ismail, Ahmad Choiruden Albarr, Muhammad Zulfadhli, Sri Pringit
Wulandari**

Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya, Indonesia
elinwijaya@uny.ac.id

ABSTRAK

Indonesia memiliki populasi yang besar, mencapai 278,7 juta jiwa pada tahun 2023, yang menimbulkan tantangan dalam meningkatkan kesejahteraan masyarakat. Pertumbuhan penduduk yang cepat dapat menghambat pencapaian tujuan pembangunan, termasuk pengurangan kemiskinan dan peningkatan Indeks Pembangunan Manusia (IPM). Penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan faktor-faktor yang mempengaruhi IPM di Kabupaten/Kota di Jawa Tengah, serta memahami perbedaan dalam pembangunan ekonomi dan kesejahteraan masyarakat. Metode yang digunakan adalah analisis kluster dengan pendekatan single linkage dan K-Means. Data yang digunakan merupakan data sekunder dari Badan Pusat Statistik (BPS) tahun 2022, yang mencakup variabel harapan hidup, garis kemiskinan, jumlah penduduk, rata-rata lama sekolah, dan tingkat pengangguran terbuka. Hasil analisis menunjukkan bahwa metode K-Means dengan tiga kluster optimal berhasil mengelompokkan provinsi berdasarkan karakteristik yang berbeda. Kluster 1 memiliki jumlah penduduk tertinggi, kluster 2 memiliki garis kemiskinan tertinggi, dan kluster 3 menunjukkan angka harapan hidup tertinggi. Penelitian ini mengidentifikasi adanya perbedaan yang signifikan dalam faktor-faktor yang mempengaruhi IPM di Kabupaten atau Kota di Jawa Tengah. Hasil ini dapat menjadi dasar bagi pengembangan kebijakan untuk meningkatkan kesejahteraan masyarakat dan mencapai tujuan pembangunan yang lebih efektif.

Kata Kunci: analisis kluster; indeks pembangunan manusia (ipm); jawa tengah

ABSTRACT

Indonesia has a large population, reaching 278.7 million people in 2023, which poses challenges in improving people's welfare. Rapid population growth can hinder the achievement of development goals, including poverty and increasing the Human Development Index (HDI). This study aims to group the factors that influence the HDI in regencies/cities in Central Java, as well as to understand the differences in economic development and people's welfare. The method used is cluster analysis with a single linkage approach and K-Means. The data used is secondary data from the Central Statistics Agency (BPS) in 2022, which includes variables of life expectancy, poverty line, population, average length of schooling, and open poverty rate. The results of the

analysis show that the K-Means method with three optimal clusters successfully grouped provinces based on different characteristics. Cluster 1 has the highest population, cluster 2 has the highest poverty line, and cluster 3 shows the highest life expectancy. This study identified significant differences in the factors that influence the HDI in regencies or cities in Central Java. These results can be the basis for development policies to improve community welfare and achieve more effective development goals.

Keywords: *cluster analysis; human development index (hdi); central java*



This work is licensed under a Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International

PENDAHULUAN

Salah satu isu terkait kependudukan di Indonesia pada saat ini adalah skala populasi yang besar. Menurut data Badan Pusat Statistik (BPS) terbaru, jumlah penduduk di Indonesia kini telah mencapai sebanyak 278,7 juta jiwa pada pertengahan 2023. Angka tersebut naik 1,05% dari tahun sebelumnya. Masalah indeks pembangunan manusia ini suatu ukuran yang dapat digunakan untuk mengukur kesejahteraan masyarakat dalam konteks kesehatan, pendidikan dan standar hidup (Kiha & dkk, 2021). Pertumbuhan populasi yang tidak terkontrol dapat menghambat pencapaian tujuan pembangunan ekonomi, seperti peningkatan kesejahteraan masyarakat dan upaya pengurangan kemiskinan, yang berkaitan erat dengan garis kemiskinan di Indonesia, dan tentunya berkaitan erat dengan Indeks Pembangunan Manusia (IPM). Indeks Pembangunan Manusia (IPM) digunakan untuk menjelaskan bagaimana penduduk dapat mengakses hasil pembangunan dalam memperoleh pendapatan, kesehatan, pendidikan, dan sebagainya. IPM adalah indikator yang holistik dalam mengukur kemajuan pembangunan manusia. Data IPM dapat memberikan gambaran tentang kualitas hidup masyarakat suatu negara. Saat ini, Indonesia termasuk dalam kategori negara berkembang berdasarkan IPM. Perbandingan dengan negara maju menunjukkan bahwa proporsi jumlah penduduk Indonesia jauh lebih tinggi.

Berdasarkan permasalahan tersebut, pada penelitian ini akan dilakukan pengelompokan faktor-faktor seperti harapan hidup, garis kemiskinan, jumlah penduduk, rata-rata lama sekolah, dan tingkat pengangguran terbuka dengan tujuan untuk mengidentifikasi kelompok-kelompok dengan karakteristik kependudukan yang serupa guna memahami perbedaan dalam pembangunan ekonomi dan kesejahteraan masyarakat secara keseluruhan menggunakan metode analisis kluster. Analisis kluster merupakan metode statistik dalam penelitian yang mengelompokkan objek atau kasus menjadi beberapa kelompok lebih kecil, dimana setiap kelompok terdiri dari objek-objek yang memiliki kesamaan karakteristik satu sama lain, namun berbeda karakteristiknya dengan objek dalam kluster lainnya (Fathia & dkk, 2016).

Terdapat dua metode klustering yang umum digunakan, yakni kluster hirarki dan kluster partisi. Metode kluster hirarki sendiri terdiri dari *single linkage*, *complete linkage*, dan *average linkage*. Sedangkan metode partisi sendiri terdiri dari K-Means dan Fuzzy K-Means. Namun dalam penelitian ini, metode yang dilakukan adalah *single linkage* dan K-Means. *Single linkage* merupakan salah satu teknik pengelompokan data yang menggabungkan dua data dengan jarak terdekat di antara keduanya. Metode ini dipilih karena alasan kepraktisan dan kemudahan dalam penerapannya. Selain itu, metode ini telah terbukti efektif dalam mengelompokkan data yang serupa pada penelitian sebelumnya, seperti yang dilakukan oleh Ardita Rahastri Pertiwi, Farah Madina, dkk (2024) dalam pengelompokan karakteristik provinsi di Indonesia berdasarkan data IPM tahun 2023. Kemudian alasan memilih metode K-Means adalah metode ini dapat bekerja dengan baik dalam dataset dengan dimensi yang lebih tinggi, cenderung menghasilkan hasil yang konsisten setelah beberapa iterasi, dan dapat bekerja dengan baik pada data yang tidak terstruktur atau data yang memiliki banyak fitur (dimensi). Hal ini menjadikannya sangat efektif pada dataset yang memiliki struktur yang relatif mudah untuk diidentifikasi. Berdasarkan hal tersebut, *output*

dari penelitian ini nantinya diharapkan dapat menghasilkan data pengelompokan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah sesuai klasternya masing-masing, menggunakan data indikator IPM Indonesia tahun 2022.

METODE PENELITIAN

Data yang digunakan untuk melakukan analisis cluster adalah data faktor yang mempengaruhi indeks pembangunan manusia di Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Tengah pada tahun 2022 dan tersebut termasuk data sekunder yang diperoleh melalui *website* BPS. Faktor yang mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia yang digunakan yaitu tingkat pengangguran terbuka, jumlah penduduk, rata-rata lama sekolah, angka harapan hidup, dan garis kemiskinan. Data tersebut diakses pada Jumat, 8 Nopember 2024 di Kota Surabaya, Jawa Timur.

Variabel faktor yang mempengaruhi indeks pembangunan manusia tersebut dianalisis menggunakan analisis cluster hierarki dan non-hierarki. Langkah analisis pada praktikum ini adalah sebagai berikut: (1) Mengumpulkan data, (2) Mendeskripsikan Karakteristik data, (3) Melakukan analisis cluster hierarki, (4) Melakukan analisis cluster non-hierarki, (5) Menginterpretasikan hasil analisis, dan (6) Menarik kesimpulan dan saran.

Statistika deskriptif adalah suatu prosedur statistika yang berfungsi untuk mengatur, meringkas, dan menjadikan data mudah dipahami. Statistika deskriptif terdiri dari tiga jenis, yaitu ukuran frekuensi (*frequency* dan *percentage*), ukuran pemusatan (*mean*, *median*, dan *modus*), dan ukuran penyebaran (*variance*, *standard deviation*, *standard error*, *quartile*, *interquartile range*, *percentile*, *range*, dan *coefficient of variation*) (Tarigan, 2024).

a. Mean

Mean atau rata-rata dihitung dengan menambahkan semua data dalam himpunan dan kemudian membaginya dengan jumlah total data. Rata-rata data sering digunakan untuk memberikan gambaran umum pada data atau untuk membandingkan beberapa kumpulan data secara objektif. Rata-rata data juga dapat digunakan sebagai dasar untuk menghitung ukuran statistik lainnya seperti varians dan standar deviasi (Freund, 2017). Dapat dihitung rata-rata dari sebuah sampel dengan rumus sebagai berikut.

$$\bar{x} = \frac{\sum X_i}{n}$$

Keterangan:

- x = Nilai rata-rata
- xi = Data Ke-i
- n = Banyak data

b. Median

Median adalah nilai tengah dalam sebuah kumpulan data yang diurutkan secara numerik dari yang terkecil ke yang terbesar. Dalam konteks statistik, median adalah salah satu ukuran pusat yang digunakan untuk menggambarkan karakteristik data. Median membagi data menjadi dua bagian yang sama besar, di mana setengah data di atas median dan setengah data di bawah median (Walpole, 2018). Rumus yang digunakan untuk mencari median adalah sebagai berikut.

$$M_e = L_m + \frac{w \left(\frac{n}{2} - F \right)}{f}$$

Keterangan:

- M_e = Median
- L_m = batas atas interval
- n = jumlah data
- f = frekuensi kelas median
- F = jumlah seluruh frekuensi sebelum kelas median

c. Dendrogram

Dendrogram adalah grafik yang mengilustrasikan bagaimana pengelompokan terjadi. Hasil dari analisis kluster hirarki dapat ditampilkan dalam bentuk dendrogram atau dalam diagram pohon. Dendrogram terbangun dari matriks jarak berukuran $n \times n$. Langkah pertama dalam membentuk dendrogram, pada umumnya, adalah menyusun setiap objek secara hirarkis sehingga objek dengan kemiripan terbesar terletak berdekatan. Lalu grup atau kluster yang terbentuk akan berasosiasi dengan grup lainnya, yang dimana mereka bersifat cukup mirip, dan seterusnya (Muflihan, 2022).

Uji distribusi normal multivariat digunakan untuk menguji data multivariat (data dengan variabel lebih dari satu) berdistribusi normal multivariat atau tidak (Setiawan, 2017). Asumsi data berdistribusi normal multivariat atau uji normalitas multivariat dapat dilakukan dengan menggunakan ScatterPlot dari nilai Chi-Square dan jarak mahalanobis (Nensi, 2022). Pengujian normal multivariat yang akan digunakan dalam praktikum kali ini adalah pengujian T_{proporsi} . Langkah-langkah dalam pengujian T_{proporsi} adalah sebagai berikut.

Hipotesis :

H_0 : Data berdistribusi normal multivariat

H_1 : Data tidak berdistribusi normal multivariat

Daerah penolakan : Tolak H_0 jika $45\% < T_{\text{proporsi}} < 55\%$

Statistik uji :

$$T = n(\bar{x} - \mu_0)^T \Sigma^{-1} (\bar{x} - \mu_0)$$

Keterangan :

n : jumlah data

$\bar{x}$: rata-rata variabel

μ_0 : rata-rata keseluruhan variabel

1. Analisis Kluster

Analisis cluster merupakan salah satu metode analisis multivariat yang bertujuan untuk mengelompokkan objek berdasarkan kemiripan dan ketidakmiripan karakteristiknya, sehingga objek yang terletak pada suatu cluster memiliki kesamaan yang tinggi antar anggota dalam satu cluster dan perbedaan yang tinggi antar cluster yang satu dengan yang lain (Musfiani, 2019).

2. Metode Hierarki

Metode hierarki adalah metode yang memulai pengelompokan dengan dua atau lebih objek yang mempunyai kesamaan yang paling dekat. Pengelompokan dilanjutkan ke objek lainnya yang mempunyai jarak yang dekat dan demikian seterusnya hingga objek tergabung dalam cluster sehingga membentuk tingkatan (hierarki) yang jelas seperti pohon (dendrogram) (Musfiani, 2019). Perhitungan jarak *euclidean* dalam analisis kluster metode hierarki adalah sebagai berikut.

$$d_{ij} = \sum_{k=1}^p (X_{ik} - X_{jk})^2$$

Keterangan:

p = banyaknya variabel

d_{ij} = jarak antara objek ke- i dan objek ke- j

X_{ik} = data dari objek ke- i pada variabel ke- k

X_{jk} = data dari objek ke- j pada variabel ke- k

a. Single Linkage

Single Linkage disebut juga dengan minimum link, dimana similiaritas dari dua cluster didasarkan terhadap dua titik dari dua cluster yang berbeda. Kelebihannya dapat menangani bentuk sekelompok cluster yang tidak elips, sedangkan kekurangannya adalah sensitif terhadap noise ataupun outliers (Kusuma, 2018). Jarak antar kelompok (u, v) dengan w ditunjukkan pada rumus sebagai berikut.

$$d_{(uv)w} = \min \{d_{uw}, d_{vw}\}$$

dimana :

$d_{(uv)w}$: Data kelompok ke (uv) dengan w

d_{uw} : Data kelompok ke uw

d_{vw} : Data kelompok ke vw

b. Average Linkage

Average Linkage adalah proses clustering yang didasarkan pada jarak rata-rata antar objeknya (average distance). Metode ini relatif yang terbaik dari metodemetode hierarchical. Namun, harus dibayar dengan waktu komputasi yang paling tinggi dibanding metode hierarchical yang lain. Pada metode ini tahap pertama yang harus dilakukan adalah sama seperti metode-metode sebelumnya yaitu menemukan jarak terkecil (Muhartini, 2022). Jarak antar kelompok (u,v) dengan w ditunjukkan pada rumus sebagai berikut.

$$d_{(ij)k} = \frac{\sum a \sum b d_{ab}}{N_{ij} N_k}$$

Keterangan:

d_{ab} = Jarak antara obyek i pada cluster (IJ) dan obyek b pada cluster K

N_{ij} = Jumlah item pada cluster (IJ)

N_k = Jumlah item pada cluster (IJ) dan K

c. Complete Linkage

Complete Linkage disebut dengan maksimum link, dimana jarak antar dua buah cluster dihitung dari jarak terjauh antara anggota cluster yang satu dengan cluster yang kedua. Kelebihannya terletak pada sedikit pengaruh terhadap noise dan outliers, sedangkan kekurangannya adalah cenderung memecah cluster dengan ukuran yang besar dan lebih mengarah pada sekumpulan cluster berbentuk bulat (Kusuma, 2018). Algoritma aglomeratif umum dimulai dengan menemukan elemen dalam $D = \{d_{i,k}\}$ dan menggabungkan objek yang berkorespondensi, misal U dan V untuk membentuk kelompok (UV). Langkah selanjutnya jarak antara (UV) dan kelompok lainnya, misalnya W ditunjukkan dengan rumus sebagai berikut.

$$D_{(uv)w} = \max\{d_{uw}, d_{vw}\}$$

Dengan d_{uw} dan d_{vw} merupakan jarak terjauh antara anggota kelompok U dan W serta kelompok V dan W, begitu juga sebaliknya.

3. Penentuan Cluster Optimum

Penentuan cluster yang tepat untuk digunakan pada analisis cluster tidak ada aturan yang baku. Cluster optimum diperoleh ketika cluster mencapai global optimum (Asiska, 2019). Metode untuk menentukan cluster optimum biasanya menggunakan metode pseude dengan rumus sebagai berikut.

$$Pseudo F - statistic = \frac{\left(\frac{R^2}{c-1}\right)}{\left(\frac{1-R^2}{n-c}\right)}$$

$$R^2 = \frac{(SST - SSW)}{SST}$$

$$SSW = \sum_{i=1}^{n_c} \sum_{j=1}^c \sum_{k=1}^p (x_{ijk} - \bar{x}_{jk})^2$$

$$SST = \sum_{i=1}^{n_c} \sum_{j=1}^c \sum_{k=1}^p (x_{ijk} - \bar{x}_k)^2$$

Keterangan:

R^2 = Proporsi jumlah kuadrat jarak antar pusat kelompok dengan jumlah kuadrat sampel terhadap rata-rata keseluruhan

SST = Total jumlah dari kuadrat jarak sampel terhadap rata-rata keseluruhan

SSW = Total jumlah dari kuadrat jarak sampel terhadap rata-rata keseluruhan

n = Banyaknya sampel

c = Banyaknya kelompok

n_c = Banyaknya sampel ke- i pada kelompok ke- j

p = Banyaknya variabel

x_{ijk} = Sampel ke- i pada kelompok ke- j dan variabel ke- k

$\bar{x}_{jk}$ = Rata-rata sampel pada kelompok ke-j dan variabel ke-k

$\bar{x}_k$ = Rata-rata sampel pada variabel ke-k

Selain mempertimbangkan nilai *Pseudo F-statistic*, dalam pemilihan metode dan jumlah kluster juga rata-rata persebaran *Internal Cluster Dispersion Rate (ICD rate)* terhadap partisi keseluruhan. Icdrate (internal cluster dispersion) menggambarkan tingkat dispersi atau perbedaan dalam kluster. Nilai icdrate yang semakin kecil menunjukkan bahwa kluster tersebut semakin baik sebab antara anggota dalam satu kluster memiliki perbedaan yang rendah atau memiliki variasi yang kecil (Solikin, 2021). Rumus untuk menghitung ICD rate adalah sebagai berikut.

$$ICD\ rate = 1 - \frac{SSB}{SST} = 1 - \frac{SST - SSW}{SST} = 1 - R^2$$

Keterangan:

SSB = *Sum Square Between*

R^2 = *Recovery Rate*

4. Metode Non Hirarki

Metode non hierarki digunakan untuk pengelompokan objek, dimana jumlah kluster yang akan dibentuk dapat ditentukan sebelumnya. Salah satu metode non-hierarki yaitu metode K-means yang digolongkan sebagai metode pengklasifikasian yang bersifat unsupervised (tanpa arahan) dikarenakan data yang di analisis tidak mempunyai label kelas yang berarti dalam proses pengelompokannya, analisis ini tidak mempunyai anggota cluster yang pasti. Melainkan data yang telah masuk ke dalam cluster bisa saja berpindah ke cluster yang lain. Akan tetapi juga, karena peneliti sering menentukan sendiri jumlah cluster awal, baik dengan menggunakan metode tertentu atau berdasarkan pengalaman, maka metode K-Means ini sering disebut juga sebagai metode semisupervised classification (Lawuna, 2024).

a. K-Means

K-Means adalah metode yang termasuk dalam algoritma clustering berbasis jarak yang membagi data ke dalam sejumlah cluster dan algoritma ini hanya bekerja pada atribut numerik (Dhuhita, 2015).

$$W(C_k) = \sum_{xi}^{x \in C_k} (x_i - \mu_k)^2$$

Keterangan :

x_i = pengamatan ke-I yang berada dalam kluster-k

μ_k = centeroid atau nilai rata-rata pengamatan dalam kluster k

b. ANOVA

Uji Anova adalah bentuk khusus dari analisis statistik yang banyak digunakan dalam penelitian eksperimen. metode analisis ini dikembangkan oleh R.A Fisher. Uji Anova juga adalah bentuk uji hipotesis statistik dimana kita mengambil kesimpulan berdasarkan data atau kelompok statistik inferentif. Hipotesis nol dari uji Anova adalah bahwa data adalah simple random dari populasi yang sama sehingga memiliki ekspektasi mean dan varians yang sama (Septiadi, 2020). Hipotesis :

1. H_0 : $\beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$ (Variabel prediktor tidak berpengaruh terhadap variabel respon)
2. H_1 : $\beta_j \neq 0, j = 1, 2, \dots, k$ (Variabel prediktor berpengaruh terhadap variabel respon)

Daerah penolakan : Tolak H_0 jika $F_{hitung} < F_{(a, db1, db2)}$

Statistik uji :

Tabel 1. Tabel ANOVA

Sumber Variasi	Derajat Bebas	Jumlah Kuadrat	Rata-rata Kuadrat	Jumlah	F _{hitung}
Regresi	1	$\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})$	$\frac{JK_{regresi}}{db_{regresi}}$		$\frac{RJK_{regresi}}{RJK_{residual}}$
Residual	n-p	$JK_{total} - JK_{regresi}$	$\frac{JK_{residual}}{db_{residual}}$		
Total	n-1	$\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})$			

Keterangan :

n : jumlah data

$\bar{x}$: rata-rata variabel

μ_0 : rata-rata keseluruhan variabel

HASIL DAN PEMBAHASAN

Karakteristik Data Pengelompokan Kabupaten/Kota Di Jawa Tengah Tahun 2022 Berdasarkan Faktor Yang Mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia

Karakteristik data Pengelompokan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah tahun 2022 berdasarkan faktor yang mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia. Hasil analisis dapat dilihat pada tabel 1 adalah sebagai berikut.

Tabel 2. Karakteristik Data

Variabel	Faktor Indeks Pembangunan Manusia			
	Mean	Standar Deviasi	Min	Max
X ₁	5,345	1,966	1,760	9,640
X ₂	1058069	463552	121675	2010617
X ₃	8,141	1,269	6,350	10,950
X ₄	75,107	1,824	69,740	77,820
X ₅	441465	62940	341252	589598

Berdasarkan Tabel 2. menunjukkan bahwa nilai standar deviasi pada sebagian besar variabel indikator Indeks Pembangunan Manusia di Provinsi Jawa Tengah tahun 2022 memiliki nilai yang cukup besar, dimana nilai tersebut menjauhi nol. Hal ini menunjukkan bahwa pada setiap variabel memiliki keragaman yang tinggi serta cenderung heterogen. Pada data variabel Indeks Pembangunan Manusia di Provinsi Jawa Tengah tahun 2022 hanya variabel X₃ yaitu Rata-rata lama sekolah yang memiliki nilai standar deviasi mendekati nol, menunjukkan sebagian besar titik data cenderung mendekati nilai rata – rata. Kabupaten Tegal memiliki tingkat pengangguran terbesar sedangkan Kabupaten Rembang memiliki tingkat pengangguran terendah. Kabupaten Brebes memiliki Jumlah Penduduk terbanyak daripada Kota Magelang. Kota Salatiga memiliki rata-rata Lama Sekolah daripada Kabupaten Brebes. Kabupaten Klaten memiliki Angka Harapan Hidup terbesar daripada Kabupaten Tegal. Pada garis kemiskinan, kota dengan garis kemiskinan tertinggi adalah Kota Semarang dan yang terkecil adalah kabupaten batang.

Uji Asumsi Distribusi Normal Multivariat Pengelompokan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah Tahun 2022 Berdasarkan Faktor yang Mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia

Uji asumsi distribusi normal multivariat pengelompokan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah tahun 2022 berdasarkan faktor yang mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia Dengan menggunakan mahalanobis distance berdasarkan nilai pearson korelasi untuk mengetahui apakah data berdistribusi normal multivariat atau tidak yang akan dijelaskan sebagai berikut.

Hipotesis :

1. H_0 : Pengelompokan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah Tahun 2022 berdasarkan faktor yang mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia berdistribusi normal multivariat.
2. H_1 : Pengelompokan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah Tahun 2022 berdasarkan faktor yang mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia tidak berdistribusi normal multivariat.

Ditetapkan taraf signifikan (α) sebesar 0,05 dan daerah penolakan yaitu tolak H_0 jika $p\text{-value} > 0,05$, didapatkan nilai pearson korelasi sebesar 0,880 dan diperkuat oleh nilai $p\text{-value}$ sebesar 0,001 yang lebih kecil dari 0,05 sehingga diputuskan gagal tolak H_0 yang berarti Pengelompokan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah Tahun 2022 berdasarkan faktor yang mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia berdistribusi normal multivariat.

Uji Independensi Pengelompokan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah Tahun 2022 Berdasarkan Faktor yang Mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia

Uji Independensi pengelompokan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah tahun 2022 berdasarkan faktor yang mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia Dengan menggunakan uji bartett untuk mengetahui apakah data memenuhi asumsi dependen atau tidak yang akan dijelaskan sebagai berikut.

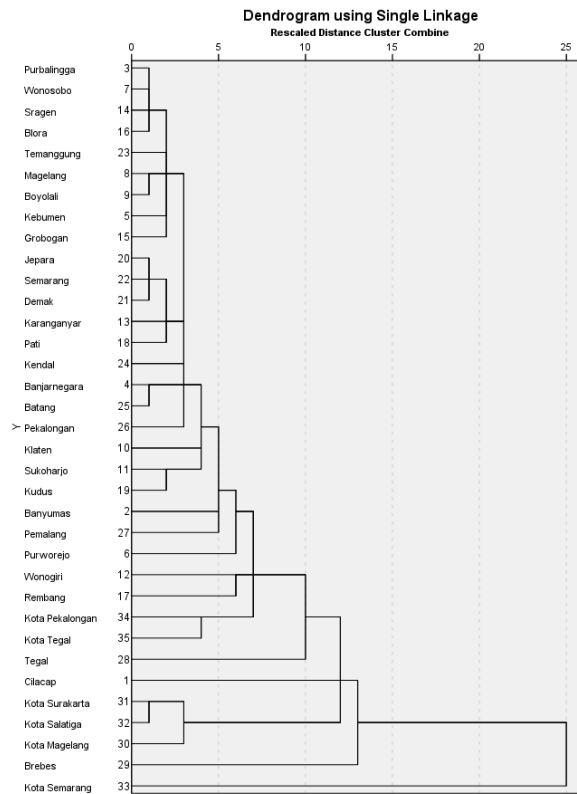
Hipotesis :

1. $H_0 : \rho = I$ (Pengelompokan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah Tahun 2022 berdasarkan faktor yang mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia independen)
2. $H_1 : \rho \neq I$ (Pengelompokan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah Tahun 2022 berdasarkan faktor yang mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia dependen)

Ditetapkan taraf signifikan (α) sebesar 0,05 dan daerah penolakan yaitu tolak H_0 jika $\chi^2_{hitung} > \chi^2_{tabel}$ $p\text{-value} < 0,05$, didapatkan χ^2_{hitung} sebesar 59,294 yang lebih besar dari χ^2_{tabel} sebesar 18,30 dan diperkuat oleh nilai $p\text{-value}$ sebesar 0,001 yang lebih kecil dari 0,05 sehingga diputuskan tolak tolak H_0 yang berarti pengelompokan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah Tahun 2022 berdasarkan faktor yang mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia dependen.

Analisis Kluster *Single Linkage*

Hasil analisis kluster pada faktor yang memengaruhi Indeks Pembangunan Manusia (IPM) Kota/Kabupaten di Provinsi Jawa Tengah tahun 2022 adalah sebagai berikut.



Gambar 1. Dendrogram faktor yang memengaruhi IPM Kota/Kabupaten di Provinsi Jawa Tengah tahun 2022

Berdasarkan gambar 1. berupa dendrogram tersebut menunjukkan hasil analisis kluster menggunakan metode *single linkage*, di mana daerah-daerah di Jawa Tengah dikelompokkan berdasarkan kesamaan karakteristik tertentu menggunakan metode *single linkage*. Sumbu atas dendrogram menunjukkan jarak antar kluster dalam bentuk skala *rescaled*. Semakin ke kiri posisi penggabungan, semakin mirip karakteristik antar daerah tersebut. Sebaliknya, penggabungan di sisi kanan menunjukkan bahwa daerah-daerah tersebut berbeda hingga pada level terakhir.

Pada dendrogram ini, daerah-daerah seperti Purbalingga, Wonosobo, dan Sragen dikelompokkan dalam satu kluster awal karena memiliki kesamaan karakteristik yang kuat. Mereka bergabung pada level jarak yang rendah, yang menandakan kemiripan yang cukup signifikan. Kluster ini juga mencakup daerah-daerah lain seperti Blora, Temanggung, dan Magelang, yang menunjukkan bahwa ada pola karakteristik tertentu yang menyatukan wilayah-wilayah ini.

Di sisi lain, daerah seperti Kota Semarang, Brebes, dan Kota Magelang baru bergabung pada level jarak yang lebih tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa karakteristik mereka lebih unik atau berbeda dibandingkan dengan daerah-daerah lain. Kota Semarang bahkan merupakan daerah yang bergabung pada tahap akhir, menandakan bahwa karakteristiknya paling berbeda di antara seluruh wilayah dalam analisis ini.

Tabel 3. Klusterisasi faktor yang memengaruhi IPM Kota/Kabupaten di Provinsi Jawa Tengah tahun 2022

Kabupaten/Kota	4 Klaster	3 Klaster	2 Klaster
Cilacap	1	1	1
Banyumas	1	1	1
Purbalingga	1	1	1
Banjarnegara	1	1	1
Kebumen	1	1	1

Purworejo	1	1	1
Wonosobo	1	1	1
Magelang	1	1	1
Boyolali	1	1	1
Klaten	1	1	1
Sukoharjo	1	1	1
Wonogiri	1	1	1
Karanganyar	1	1	1
Sragen	1	1	1
Grobogan	1	1	1
Blora	1	1	1
Rembang	1	1	1
Pati	1	1	1
Kudus	1	1	1
Jepara	1	1	1
Demak	1	1	1
Semarang	1	1	1
Temanggung	1	1	1
Kendal	1	1	1
Batang	1	1	1
Pekalongan	1	1	1
Pemalang	1	1	1
Tegal	1	1	1
Brebes	2	2	1
Kota Magelang	3	1	1
Kota Surakarta	3	1	1
Kota Salatiga	3	1	1
Kota Semarang	4	3	2
Kota Pekalongan	1	1	1
Kota Tegal	1	1	1

Tabel 3. di atas menampilkan hasil pengelompokan (klasterisasi) daerah-daerah di Jawa Tengah menjadi beberapa kelompok berdasarkan karakteristik tertentu, dengan variasi jumlah klaster yaitu 4 klaster, 3 klaster, dan 2 klaster. Saat daerah-daerah tersebut dikelompokkan menjadi 4 klaster, terlihat bahwa sebagian besar daerah masuk ke dalam klaster 1, menandakan bahwa mereka memiliki karakteristik yang serupa. Namun, terdapat beberapa pengecualian seperti Brebes, Kota Magelang, Kota Surakarta, dan Kota Semarang yang membentuk klaster tersendiri (masing-masing klaster 2, 3, dan 4), menunjukkan bahwa mereka memiliki ciri yang lebih unik dibandingkan mayoritas daerah lainnya.

Ketika jumlah klaster dikurangi menjadi 3, sebagian besar daerah masih tetap berada dalam klaster 1, sementara Brebes dan Kota Magelang masing-masing tetap berada di klaster 2 dan 3. Kota Surakarta dan Kota Semarang, yang sebelumnya terpisah, kini digabung ke dalam klaster yang sama (klaster 3), menunjukkan adanya kedekatan karakteristik di antara keduanya pada level ini. Pada tahap klasterisasi terakhir, dengan hanya dua klaster, hampir semua daerah tergabung dalam klaster 1, kecuali Brebes yang tetap berada di klaster 2. Hal ini mengindikasikan bahwa Brebes memiliki perbedaan karakteristik yang cukup signifikan dibandingkan dengan daerah-daerah lainnya, bahkan ketika pengelompokan dibatasi menjadi dua kelompok utama.

Secara keseluruhan, tabel ini memberikan gambaran bahwa sebagian besar daerah di Jawa Tengah memiliki kesamaan karakteristik yang kuat, terlihat dari konsistensi mereka dalam satu klaster pada berbagai tingkatan klasterisasi. Namun, beberapa daerah seperti Brebes, Kota Magelang, Kota Surakarta, dan Kota Semarang menunjukkan perbedaan yang lebih mencolok, membuat mereka cenderung berada di klaster yang berbeda pada jumlah klaster yang lebih tinggi.

Analisis Klaster *K-Means*

Analisis kluster K-Means dilakukan untuk mengelompokkan objek dengan jumlah kluster sebanyak 3 kluster. Subbab ini akan membahas jumlah anggota di setiap cluster, ANOVA dan juga hasil pengelompokan kluster.

Tabel 4. *Initial Cluster Centres*

Variabel	Klaster 1	Klaster 2	Klaster 3
TPT	9,558	6,690	4,463
Jumlah penduduk	1975232,048	135148,995	782283,280
Rata-rata Lama Sekolah	7,194	10,900	8,317
Angka Harapan Hidup	73,898	77,397	72,094
Garis Kemiskinan	385768,129	573206,655	394417,849

Tabel 4. merupakan *initial cluster centres* atau titik tengah awal yang digunakan untuk mengelompokkan variabel ke dalam kluster-kluster secara acak. Untuk membentuk tiga kluster tersebut, diperlukan dua kali iterasi dengan perubahan *centroid* pada data yang distandarisasi sebagai berikut.

Tabel 5. Riwayat Iterasi

Iteration	Change in Cluster Centers		
	1	2	3
1	1,184	1,350	1,940
2	0,000	0,000	0,000

Sehingga diperoleh nilai akhir pusat kluster yang digunakan untuk mengelompokkan variabel sebagai berikut.

Tabel 6. *Final Cluster Centres*

Variabel	Klaster 1	Klaster 2	Klaster 3
TPT	8,242	6,217	4,524
Jumlah penduduk	1775446,973	522447,044	1042520,536
Rata-rata Lama Sekolah	7,028	10,271	7,841
Angka Harapan Hidup	73,182	75,966	75,293
Garis Kemiskinan	432725,188	548611,232	416498,528

Tabel 6. merupakan *final cluster centres* atau titik tengah akhir yang digunakan untuk mengelompokkan variabel ke dalam kluster-kluster secara acak. Selain itu, tabel tersebut juga memberikan gambaran mengenai karakteristik sosial-ekonomi dari tiga kluster wilayah di Jawa Tengah, sebab *final cluster centres* memberikan representasi yang lebih valid dan stabil dari kluster yang terbentuk, sehingga hasil analisis klusterisasi lebih dapat diandalkan dibandingkan jika hanya berdasarkan *initial cluster centers*.

Berdasarkan analisis *final cluster centers*, setiap kluster menunjukkan karakteristik sosial-ekonomi yang unik. Klaster 1 diidentifikasi sebagai kelompok wilayah dengan tingkat pengangguran terbuka (TPT) dan jumlah penduduk tertinggi. Tingginya nilai TPT dan jumlah penduduk di klaster ini mengindikasikan bahwa daerah-daerah dalam klaster ini cenderung memiliki tantangan signifikan dalam mengatasi pengangguran, yang mungkin disebabkan oleh tingginya jumlah penduduk. Namun, kualitas hidup di wilayah-wilayah ini terlihat lebih rendah, dengan rata-rata lama sekolah, angka harapan hidup, dan garis kemiskinan yang lebih rendah dibandingkan klaster lainnya. Hal ini menunjukkan adanya keterbatasan akses terhadap pendidikan, kesehatan, dan kesejahteraan ekonomi di klaster ini.

Klaster 2 memiliki ciri khas yang berbeda. Wilayah-wilayah dalam klaster ini menonjol dalam hal kualitas pendidikan dan kesehatan, terlihat dari rata-rata lama sekolah dan angka harapan hidup tertinggi di antara ketiga kluster. Tingginya angka pada garis kemiskinan juga menunjukkan bahwa biaya hidup di daerah-daerah ini relatif lebih tinggi. Selain itu, tingkat

pengangguran dan jumlah penduduk berada pada tingkat menengah, mencerminkan keseimbangan antara jumlah penduduk dan lapangan kerja yang tersedia. Hal ini mengindikasikan bahwa klaster ini mungkin mencakup daerah perkotaan dengan akses lebih baik terhadap fasilitas publik, pendidikan, dan kesehatan.

Sementara itu, Klaster 3 menunjukkan karakteristik yang berbeda dari kedua klaster lainnya. Wilayah-wilayah dalam klaster ini memiliki jumlah penduduk yang lebih kecil, serta tingkat pengangguran dan garis kemiskinan yang juga lebih rendah. Namun, angka harapan hidup di klaster ini terbilang menengah, yang mungkin menunjukkan keterbatasan akses terhadap layanan kesehatan atau kualitas hidup yang tidak setinggi klaster lainnya. Rata-rata lama sekolah di klaster ini juga berada di tingkat menengah, lebih tinggi daripada Klaster 1 tetapi lebih rendah dibandingkan Klaster 2. Hal ini menunjukkan bahwa akses pendidikan di wilayah ini cukup baik, namun masih ada ruang untuk peningkatan dalam aspek pendidikan dan kesehatan.

Kemudian untuk mengevaluasi seberapa baik klaster yang terbentuk memisahkan data berdasarkan variabel-variabel, dapat menggunakan ANOVA yang dianalisis sebagai berikut.

1. $H_0: \beta_i = 0$ (Variabel ke-i tidak berpengaruh terhadap klaster)
2. $H_0: \beta_i \neq 0$ (Variabel ke-i berpengaruh terhadap klaster)

Dengan taraf signifikan yang digunakan adalah 5%, dan daerah penolakan H_0 apabila P -Value kurang dari taraf signifikan, maka diperoleh statistik uji sebagai berikut.

Tabel 7. ANOVA Kab/Kota Provinsi Jawa Tengah berdasarkan faktor yang mempengaruhi IPM.

Variabel	Cluster	Error	F	P-Value
	Mean Square	df	Mean Square	df
TPT	8,348	2	0,541	32
Jumlah penduduk	10,301	2	0,419	32
Rata-rata Lama Sekolah	11,370	2	0,352	32
Angka Harapan Hidup	3,677	2	0,833	32
Garis Kemiskinan	10,943	2	0,379	32

Tabel 7. diatas menunjukkan bahwa variabel TPT, jumlah penduduk, rata-rata lama sekolah, angka harapan hidup, dan garis kemiskinan memiliki p -value yang kurang dari taraf signifikan sebesar 5%, yang artinya Tolak H_0 . Oleh karenanya, variabel TPT, jumlah penduduk, rata-rata lama sekolah, angka harapan hidup, dan garis kemiskinan berpengaruh signifikan terhadap pengelompokan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah.

Pemilihan Klaster Optimum

Hasil pemilihan klaster optimum di Kab/Kota Provinsi Jawa Tengah berdasarkan faktor yang mempengaruhi IPM adalah sebagai berikut.

Tabel 8. Pemilihan Klaster Optimum

METHOD	KLASTER	PSEUDO-F	ICD RATE
Single Linkage	2	0,09	11,68
Single Linkage	3	0,18	5,53
Single Linkage	4	0,41	2,43
K-Means	2	0,40	2,50
K-Means	3	0,54	1,86
K-Means	4	0,49	2,06

Berdasarkan tabel 8. pemilihan klaster terbaik berdasarkan nilai *Pseudo-F* tertinggi dan *ICD rate* terkecil menunjukkan bahwa metode *K-Means* dengan 3 klaster adalah yang paling optimal. Metode *K-Means* pada klaster 3 menghasilkan nilai *Pseudo-F* tertinggi sebesar 0,54 dan menghasilkan nilai *ICD rate* terkecil sebesar 1,86. Oleh karena itu, metode *K-Means* dengan 3

klaster dipilih sebagai klaster terbaik. Sehingga pengelompokkan Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Tengah berdasarkan IPM menggunakan metode K-Means dengan 3 klaster adalah sebagai berikut.

Tabel 9. Kelompok Kabupaten/Kota

Klaster	Kabupaten/Kota
Klaster 1	Cilacap, Banyumas, Pemasang, Tegal, Brebes
Klaster 2	Kota Magelang, Kota Surakarta, Kota Salatiga, Kota Semarang, Kota Pekalongan, Kota Tegal
Klaster 3	Kabupaten Banjarnegara, Kabupaten Batang, Kabupaten Blora, Kabupaten Boyolali, Kabupaten Demak, Kabupaten Grobogan, Kabupaten Jepara, Kabupaten Karanganyar, Kabupaten Kebumen, Kabupaten Kendal, Kabupaten Klaten, Kabupaten Kudus, Kabupaten Pati, Kabupaten Purbalingga, Kabupaten Purworejo, Kabupaten Rembang, Kabupaten Semarang, Kabupaten Sragen, Kabupaten Sukoharjo, Kabupaten Temanggung, Kabupaten Wonogiri, dan Kabupaten Wonosobo

Karakteristik Klaster

Hasil analisis klaster terpilih dan daftar klaster karakteristik klaster yang terbentuk pada faktor yang memengaruhi IPM di Kab/Kota Provinsi Jawa Tengah tahun 2022 dapat disajikan dan dijelaskan sebagai berikut.

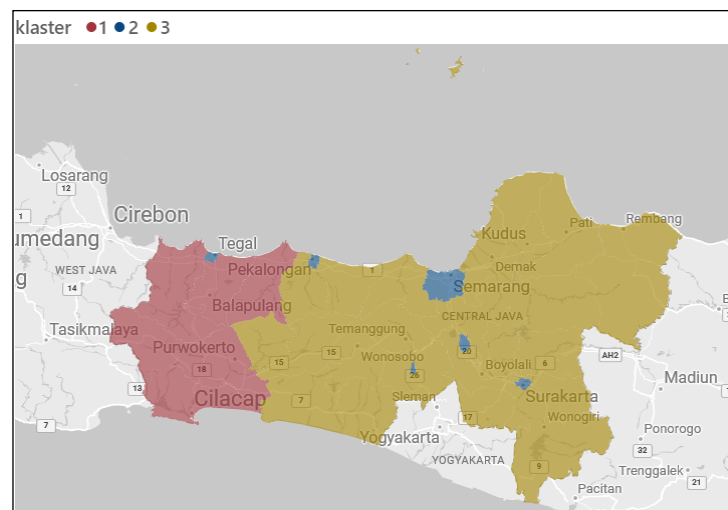
Tabel 10. Karakteristik Klaster

Variabel	Klaster	Mean	Minimum	Maksimum
X ₁	1	8,28	6,05	9,64
	2	6,23	4,98	7,60
	3	4,51	1,76	7,34
X ₂	1	1785920,20	1500754,00	2010617,00
	2	514627,33	121675,00	1659975,00
	3	1042293,54	650770,00	1470150,00
X ₃	1	7,01	6,35	7,78
	2	10,30	9,00	10,95
	3	7,84	6,84	9,62
X ₄	1	73,15	69,74	77,02
	2	75,98	73,88	77,72
	3	75,30	72,05	77,82
X ₅	1	432597,60	384955,00	472326,00
	2	550175,50	513243,00	589598,00
	3	416134,04	341252,00	486855,00

Tabel 10. menunjukkan bahwa yang terbentuk pada klaster 1 dapat dikatakan sebagai jumlah penduduk tertinggi dan memiliki nilai selisih antara nilai maksimum dan minimum variabel rata-rata lama sekolah tidak terlalu jauh. Klaster 2 dapat dikatakan sebagai garis kemiskinan tertinggi dan memiliki nilai selisih antara nilai maksimum dan minimumnya tidak terlalu jauh. Klaster 3 dapat dikatakan sebagai angka harapan hidup tertinggi dan memiliki nilai selisih antara nilai maksimum dan minimumnya tidak terlalu jauh.

Pemetaan Klaster

Hasil pemetaan klaster di Kab/Kota Provinsi Jawa Tengah berdasarkan faktor yang mempengaruhi IPM adalah sebagai berikut.



Gambar 22. Pemetaan kluster di Kab/Kota Provinsi Jawa Tengah berdasarkan faktor yang mempengaruhi IPM

Gambar 2. menunjukkan pengelompokkan Kab/Kota di Jawa Tengah berdasarkan kluster yang terbentuk dari metode yang paling optimum yaitu metode *K-Means*. Dapat dilihat pada gambar, kluster 1 ditandai dengan warna merah, kluster 2 ditandai dengan warna biru, dan kluster 3 ditandai dengan warna kuning. Kluster 3 menjadi kluster yang memuat Kab/Kota terbanyak yakni sebanyak 24 Kab/Kota atau 68,57% dari keseluruhan, sedangkan kluster 2 memuat sebanyak 6 Kab/Kota atau 17,14% dari keseluruhan, serta kluster 1 memuat sebanyak 5 kota atau 14,29% dari keseluruhan.

KESIMPULAN

Kesimpulan yang didapat dari analisis kluster pada faktor yang memengaruhi IPM di Kab/Kota Provinsi Jawa Tengah tahun 2022 menggunakan 5 variabel didapatkan bahwa metode kluster yang paling baik untuk mengklasifikasikan provinsi adalah metode *K-Means* dengan jumlah kluster optimal sebanyak 3 kluster. Dari 3 kluster yang terbentuk mempunyai karakteristik yang berbeda-beda, yaitu kluster 1 sebagai jumlah penduduk tertinggi, kluster 2 sebagai garis kemiskinan tertinggi, kluster 3 sebagai angka harapan hidup tertinggi. Melalui penelitian ini, Pemerintah Provinsi Jawa Tengah diharapkan lebih banyak melaksanakan program-program yang bertujuan untuk meningkatkan IPM di Provinsi Jawa Tengah, serta pemerintah harus melakukan pemantauan, evaluasi, dan langkah-langkah agar tidak terjadi hambatan dalam pelaksanaan program untuk meningkatkan efektivitas program meningkatkan IPM

DAFTAR PUSTAKA

- Asiska, N. (2019). Pencarian Cluster Optimum Pada Single Linkage, Complete Linkage Dan Average Linkage. *Buletin Ilmiah Math, Stat, dan Terapannya*.
- Astuti, W. I. (2017). Analisis Faktor yang Berpengaruh Terhadap Tingkat Pengangguran Terbuka di Provinsi Jawa Timur Menggunakan Regresi Data Panel. *JURNAL SAINS DAN SENI ITS*.
- Dhuhita, W. M. (2015). Clustering Menggunakan Metode *K-Means* Untuk Menentukan Status Gizi Balita. *Jurnal Informatika*.

- Fathia, A. N., & dkk. (2016). Analisis Klaster Kecamatan di Kabupaten Semarang Berdasarkan Potensi Desa Menggunakan Metode Ward Dan Single Linkage. *JURNAL GAUSSIAN*, 802.
- Freund, J. E. (2017). Basic Statistic. *Introduction to the theory of statistics (Vol. 3)*, 221.
- Gaol, R. I. (2024). Pengaruh Angka Harapan Lama Sekolah, Rata-Rata Lama Sekolah dan Pengeluaran Per Kapita Terhadap Indeks Pembangunan Manusia di Provinsi Sumatra Utara Tahun 2010-2022. *Jurnal Penelitian dan Pengabdian Masyarakat Indonesia*.
- Jhonson, R. (2016). Statistik Matematika dan Analisis Data (Vol. 3). Thomson Learning. *Thomson Learning. Vol 3*, vol 3.
- Kiha, E. K., & dkk. (2021). PENGARUH JUMLAH PENDUDUK, PENGANGGURAN, DAN KEMISKINAN TERHADAP INDEKS PEMBANGUNAN MANUSIA (IPM) DI KABUPATEN BELU. *Jurnal Intelektiva*, 60-63.
- Kusuma, A. P. (2018). Perbandingan Metode Single Linkage dan Complete Linkage dalam menganalisis pH Tanah. *Jurnal Agroinformatika*.
- Lawuna, M. P. (2024). Analisis Cluster Mahasiswa Pendidikan Matematika Universitas Nias. *Jurnal Cendekia: Jurnal Pendidikan Matematika*.
- Muflihan, Y. (2022). Analisis cluster dengan metode hierarki untuk pengelompokan sekolah menengah atas berdasarkan rapor mutu sekolah di Kabupaten Nagan Raya. *Measurement in Educational Research*.
- Muhartini, A. A. (2022). Analisis Cluster Untuk Mengelompokkan Penggunaan Kartu Perdana Seluler Di Universitas Bina Bangsa. *Jurnal Bayesian: Jurnal Ilmiah Statistika dan Ekonometrika*.
- Musfiani. (2019). Analisis Cluster Dengan Menggunakan Metode Partisi Pada Pengguna Alat Kontrasepsi Di Kalimantan Barat. *Buletin Ilmiah Math. Stat. dan Terapannya*.
- Nensi, N. (2022). Analisis Regresi Multivariat Berdasarkan Latar Belakang Pribadi Santri Terhadap Motivasi Berprestasi, Motivasi Belajar dan Prestasi Belajar. *Jurnal Matematika*.
- Pertiwi, A. R., & dkk. (2024). Analisis Clustering Metode Hierarki Single Linkage terhadap Indeks Pembangunan Manusia (IPM) Indonesia Tahun 2023. *Indonesian Journal of Science*, 20.
- Ramadhani, E. (2020). Identifikasi Faktor-Faktor yang Memengaruhi Angka Harapan Hidup di Sumatera Tahun 2018 Menggunakan Analisis Regresi Spasial Pendekatan Area. *Journal of Data Analysis*.
- Septiadi. (2020). Penerapan Metode Anova untuk Analisis Rata-rata Produksi Donat, Burger, dan Croissant pada Toko Roti Animo Bakery. *Bulletin of Applied Industrial Engineering Theory*.

- Setiawan, S. (2017). *Statistika II*.
- Solikin, A. F. (2021). Evaluasi Cluster Data Interkomparasi Anak Timbangan Dengan Algoritma Self Organizing Maps . *JURNAL SISFOTENIKA*.
- Syafiyah, U. (2020). Analisis Perbandingan Hierarchical dan Non-Hierarchical Clustering Pada Data Indikator Ketenagakerjaan di Jawa Barat Tahun 2020. *Politeknik Statistika STIS*.
- Tarigan, M. (2024). Statistika Deskriptif. *Jintan:Jurnal Ilmu Keperawatan*.
- Walpole, R. E. (2018). *Probability & statistics for engineers & scientists*. Pearson Education. London: Pearson Education.
- Wulandari, G. (2022). Pemodelan Persentase Penduduk Miskin Di Indonesia Menggunakan Regresi Probit Dan Regresi Logistik. *Prosiding Seminar Nasional Matematika, Statistika, dan Aplikasinya*.
- Yenny, N. F. (2020). Pengaruh Jumlah Penduduk Terhadap Pertumbuhan Ekonomi Di Kota Lhokseumawe. *Jurnal Ekonomika Unimal*.