



Pengelompokan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah Berdasarkan Rasio Tenaga Kesehatan Menggunakan Metode *Fuzzy Gustafson Kessel*

Abid Makarim Dyfa¹, M. Al Haris^{2*}, Ali Imron³

^{1,3}Program Studi Statistika, Universitas Muhammadiyah Semarang

¹abidmakarimdyfaa3@gmail.com

³aliimron@unimus.ac.id

²Program Studi Statistika, Universitas Muhammadiyah Semarang

Corresponding author email: alharis@unimus.ac.id

Abstract: Adequate healthcare services are essential for the community, one of which is the availability of healthcare personnel. According to data from BPS, most regions in Central Java do not meet the healthcare personnel ratio targets set by the Ministry of Health. In fact, Central Java Province ranks third in total number of healthcare personnel across 10 out of 13 categories. This indicates that the distribution of healthcare personnel in Central Java is still uneven, which may result in suboptimal healthcare service delivery to the public. Therefore, a cluster analysis of districts and cities was conducted to provide the government with recommendations for improving the distribution of healthcare personnel. The clustering method used was the fuzzy Gustafson Kessel method, which is capable of maintaining cluster quality even in the presence of outliers. The data used comprised the healthcare personnel ratios for districts and cities in Central Java for the year 2023, covering nine types of healthcare professionals. This study aims to determine the results and characteristics of clustering districts and cities based on healthcare personnel ratios. The data analysis revealed that the optimal number of clusters is five, based on the smallest Xie-Beni Index value of 6.8726. Specifically, Cluster 1 consists of 1 member, Cluster 2 has 24 members, Cluster 3 comprises 3 members, Cluster 4 includes 6 members, and Cluster 5 contains 1 member.

Keywords: Clustering, Fuzzy Gustafson Kessel, Ratio of Health Workers

Abstrak: Pelayanan kesehatan yang memadai sangat dibutuhkan oleh masyarakat, salah satunya adalah ketersediaan tenaga kesehatan. Berdasarkan data dari BPS, sebagian besar daerah di Jawa Tengah tidak memenuhi target rasio tenaga kesehatan yang ditetapkan oleh Kementerian Kesehatan. Padahal jumlah tenaga kesehatan Provinsi Jawa Tengah merupakan jumlah terbanyak ketiga pada 10 dari 13 jenis tenaga kesehatan. Hal ini menandakan bahwa distribusi tenaga kesehatan di Jawa Tengah belum merata dengan baik. Hal ini bisa berdampak pada pelayanan kesehatan kepada masyarakat menjadi tidak optimal. Oleh karena itu dilakukan pengelompokan kabupaten/kota dengan analisis *cluster*, sehingga bisa menjadi bahan pertimbangan bagi pemerintah agar distribusi tenaga kesehatan lebih baik. Metode *clustering* yang digunakan yaitu *fuzzy Gustafson Kessel*. Metode ini mampu menjaga kualitas *cluster* meski dengan adanya pencilan. Data yang digunakan yaitu data rasio tenaga kesehatan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah tahun 2023 yang terdiri atas 9 jenis tenaga kesehatan. Penelitian ini bertujuan mengetahui hasil dan karakteristik pengelompokan kabupaten/kota berdasarkan rasio tenaga kesehatan. Hasil analisis data menunjukkan jumlah *cluster* terbaik yaitu 5 *cluster* berdasarkan nilai Indeks *Xie-Beni* terkecil yaitu 6,8726. *Cluster* 1 memiliki 1 anggota, *cluster* 2 memiliki 24 anggota, *cluster* 3 memiliki 3 anggota, *cluster* 4 memiliki 6 anggota, dan *cluster* 5 memiliki 1 anggota.

Kata kunci : Fuzzy Gustafson Kessel, Pengelompokan, Rasio Tenaga Kesehatan

I. PENDAHULUAN

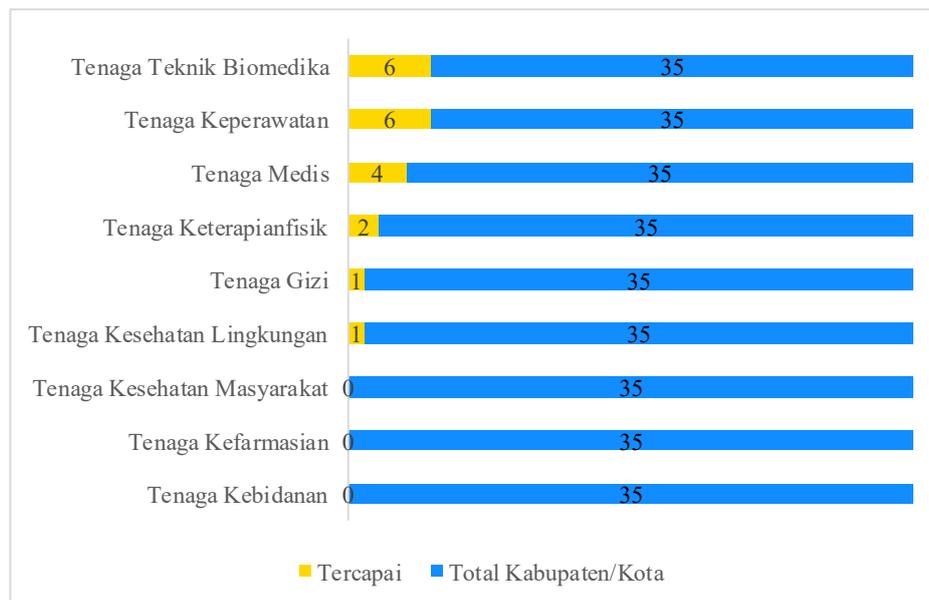
Salah satu karakteristik dari negara maju adalah negara yang memiliki kualitas Sumber Daya Manusia (SDM) yang berkualitas. Negara dengan kualitas SDM yang baik adalah negara yang mampu bersaing secara internasional, menjadi negara yang mandiri dan memiliki kualitas hidup yang baik. Badan Pusat Statistik (BPS) menyatakan bahwa salah satu faktor yang menentukan kualitas pembangunan manusia adalah kesehatan penduduknya. Kesehatan merupakan salah satu faktor krusial yang mesti diprioritaskan oleh suatu negara. Termasuk Indonesia, kesehatan merupakan salah satu prioritas utama negara. Negara menjamin hak hidup setiap individu untuk hidup sejahtera, dan merdeka secara jiwa dan raga agar tujuan nasional tercapai sesuai dengan Undang-Undang Nomor 17 Tahun 2023 [1].

Kualitas hidup penduduk di suatu daerah dapat dipotret berdasarkan derajat kesehatannya. Derajat kesehatan diukur berdasarkan indikator tertentu seperti angka kematian, angka kesakitan, dan angka



harapan hidup. Angka kesakitan (morbiditas) menggambarkan persentase penduduk yang mengalami keluhan kesehatan dalam sebulan terakhir yang berakibat terganggunya aktivitas sehari-hari [2]. Untuk meningkatkan derajat kesehatan masyarakat di Indonesia diperlukan dukungan oleh ketersediaan dan pemberdayaan SDM yang memadai, seperti tenaga kesehatan [1]. Undang-undang Nomor 36 Tahun 2014 menyatakan bahwa tenaga kesehatan memiliki tujuan untuk meningkatkan kesadaran, kemauan, dan kemampuan hidup sehat bagi setiap orang agar terwujud derajat kesehatan masyarakat yang setinggi-tingginya. Definisi tenaga kesehatan berdasarkan Undang-undang Nomor 17 Tahun 2023 adalah setiap orang yang mengabdikan diri dalam bidang kesehatan serta memiliki sikap profesional, pengetahuan dan keterampilan untuk jenis tertentu untuk melakukan upaya kesehatan. Undang-undang tersebut juga menyatakan bahwa yang termasuk dalam tenaga kesehatan yaitu tenaga psikologi klinik, tenaga kebidanan, tenaga kesehatan masyarakat, tenaga kesehatan lingkungan, tenaga gizi, tenaga keterampilan fisik, tenaga keteknisan medis, tenaga teknis biomedika, tenaga keperawatan, tenaga kesehatan tradisional, tenaga kefarmasian dan tenaga kesehatan lainnya.

Berdasarkan data BPS Provinsi Jawa Tengah, angka morbiditas Provinsi Jawa Tengah mencapai angka 30,16%, artinya 30 dari 100 orang di Jawa Tengah mengalami keluhan kesehatan sebulan terakhir. Provinsi Jawa Tengah menempati posisi kelima dengan persentase penduduk terbanyak yang mengalami keluhan kesehatan. Sedangkan jumlah tenaga kesehatan Provinsi Jawa Tengah merupakan jumlah terbanyak ketiga pada 10 dari 13 jenis tenaga kesehatan. Walaupun memiliki jumlah tenaga kesehatan yang banyak, ternyata masih banyak daerah yang belum memenuhi target rasio jumlah tenaga kesehatan yang ditetapkan oleh Kementerian Kesehatan Republik Indonesia pada dokumen Target Rasio tahun 2022 [3]. Berikut tampilan jumlah Kabupaten/Kota yang mencapai target rasio tenaga kesehatan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah tahun 2023 pada Gambar 1.



Gambar 1. Jumlah Kabupaten/Kota di Jawa Tengah yang Mencapai Target Rasio

Gambar 1 menunjukkan bahwa terdapat sedikit Kabupaten/Kota di Jawa Tengah yang mencapai target rasio tenaga kesehatan pada 9 jenis tenaga kesehatan. Daerah yang mampu memenuhi target rasio tenaga kesehatan adalah daerah perkotaan, hal ini menandakan distribusi tenaga kesehatan perlu diperhatikan. Penelitian ini berupaya melakukan pengelompokan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah berdasarkan rasio tenaga kesehatan menggunakan analisis *cluster*. Analisis *cluster* merupakan proses pengelompokan sekumpulan objek berdasarkan kemiripan sehingga dalam kelompok yang sama karakteristik yang ditunjukkan seragam, namun memiliki perbedaan dengan kelompok yang berbeda. Analisis *cluster* dilakukan pada himpunan data yang tidak memiliki kelas atau label [4], [5]. Analisis *cluster* dibagi menjadi metode hierarki dan metode non hierarki. Metode Hierarki merupakan metode pengelompokan dengan pendekatan yang digunakan adalah mengelompokkan objek ke dalam kelompok secara hierarkis/tingkatan dari $n, n-1, \dots, 1$ kelompok yang ditampilkan dalam dendogram.



Metode ini tidak menentukan berapa jumlah *cluster* optimal yang digunakan, sehingga penentuan jumlah *cluster* bersifat subjektif, yang mana berpotensi tidak selalu sesuai dengan kondisi dataset. Metode Non Hierarki adalah metode pengelompokan berbasis sekatan/partisi. Metode ini mengelompokkan objek dengan menentukan sejumlah k *cluster* terlebih dahulu [6], [7]. Salah satu jenis metode non hierarki adalah *soft clustering* atau yang disebut *fuzzy clustering*. Pada *fuzzy clustering* setiap objek memiliki kemungkinan menjadi anggota setiap *cluster* berdasarkan nilai keanggotaan. Pada *fuzzy clustering*, keanggotaan tidak hanya dihitung dengan jarak, tetapi juga melibatkan fungsi objektif sehingga bisa menangkap informasi yang seringkali tidak terdeteksi [8].

Beberapa metode *fuzzy clustering*, seperti Fuzzy C-Mean (FCM) dan Fuzzy Gustafson Kessel (FGK) sudah sering diaplikasikan. Metode Fuzzy C-Mean merupakan metode pengelompokan data yang mana keberadaan tiap-tiap titik data dalam suatu *cluster* ditentukan oleh derajat keanggotaannya. Metode ini lebih rentan terhadap *noise* karena hanya menggunakan jarak euclidean yang tidak memperhatikan distribusi data [9]. Oleh karena itu, Gustafson dan Kessel mengusulkan metode FGK untuk mempertimbangkan distribusi data dengan melibatkan kovarians data dengan modifikasi menggunakan jarak Mahalanobis. Pendekatan ini dianggap lebih efektif dalam mengubah bentuk geometris fungsi keanggotaan agar sesuai dengan kumpulan data yang diberikan [10].

Berdasarkan penelitian terdahulu yang dilakukan oleh Atika Nurzida dkk dengan judul "Perbandingan Metode *Fuzzy C-Means* dan Gustafson-Kessel dalam Penentuan *Cluster* Tingkat Risiko Penularan Tuberculosis Terhadap Penyakit di Jawa Timur" pada tahun 2024 menghasilkan metode FGK dengan banyaknya *cluster* 2 memiliki nilai *Dunn Index* sebesar 0,974603, sedangkan metode FCM memiliki nilai *Dunn Index* sebesar 0,739133. Oleh karena itu, diketahui bahwa metode FGK memiliki performa lebih baik dari FCM karena nilai *Dunn Index* yang lebih besar [11]. Penelitian selanjutnya berjudul "Perbandingan Metode FCM dan FGK dalam Pengelompokan Provinsi di Indonesia Berdasarkan Faktor yang Berhubungan dengan Kriminalitas" yang dilakukan oleh Destia dan Kartikasari tahun 2023. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode FGK memiliki nilai *Within Group Sum of Square* (W_{ss}) sebesar 0,83 dan *Sum of Square Between* (SS_b) sebesar 0,15, sedangkan metode FCM memiliki nilai W_{ss} sebesar 0,87 dan SS_b sebesar 0,14 dengan jumlah *cluster* masing-masing adalah 5. Berdasarkan nilai tersebut diketahui bahwa metode FGK memiliki performa lebih baik dalam mengelompokkan provinsi di Indonesia berdasarkan kriminalitas daripada metode FCM [12].

Penelitian lain yang berjudul "Pemetaan Fasilitas Tenaga Kesehatan Berdasarkan Kabupaten/Kota di Provinsi Papua" yang dilakukan oleh Afrida dan Wulandari tahun 2022. Hasil dari penelitian menggunakan metode *Ward linkage* adalah 4 kelompok. Karakteristik kelompok satu adalah kelompok dengan jumlah tenaga perawat lebih banyak, kelompok dua dengan jumlah tenaga kebidanan lebih dominan dari kelompok yang lain, kelompok tiga dengan jumlah tenaga kesehatan masyarakat lebih banyak dan kelompok empat adalah kelompok dengan jumlah tenaga penunjang kesehatan lebih banyak [13]. Berdasarkan uraian permasalahan yang dikemukakan di atas, maka penelitian dilakukan untuk mengelompokkan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah berdasarkan rasio tenaga kesehatan menggunakan metode Fuzzy Gustafson Kessel.

Berdasarkan uraian yang dikemukakan di atas, maka penelitian ini ditujukan untuk mengelompokkan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah berdasarkan rasio tenaga kesehatan menggunakan metode fuzzy Gustafson Kessel. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan informasi tambahan bagi pihak berwenang dalam pengambilan kebijakan untuk meningkatkan layanan kesehatan di Provinsi Jawa Tengah.

II. METODE PENELITIAN

2.1. Multikolinieritas

Multikolinieritas adalah kejadian/fenomena ketika dua atau lebih variabel independen memiliki hubungan linear yang kuat. Multikolinieritas dapat diidentifikasi berbagai cara, diantaranya adalah menggunakan nilai *variance inflation factor* (VIF) [14]. Ambang batas toleransi uji multikolinieritas berdasarkan nilai VIF yaitu dibawah 10 dan ketika sama dengan atau melebihi 10 maka dianggap terindikasi adanya multikolinieritas [15].



Hipotesis:

H_0 : Tidak terdapat multikolinieritas pada data

H_1 : Terdapat multikolinieritas pada data

Statistik uji:

$$VIF = \frac{1}{1 - R_j^2} \quad (1)$$

R_j^2 adalah koefisien determinasi yang dirumuskan sebagai berikut:

$$R_j^2 = \left[\frac{n \sum_{k=1}^n X_{ik} X_{jk} - \sum_{k=1}^n X_{ik} \sum_{k=1}^n X_{jk}}{\sqrt{[n \sum_{k=1}^n (X_i)^2 - (\sum_{k=1}^n X_{ik})^2] [n \sum_{k=1}^n (X_j)^2 - (\sum_{k=1}^n X_{jk})^2]}} \right]^2$$

Keputusan:

H_0 : diterima jika $VIF < 10$

H_0 : ditolak jika $VIF \geq 10$

2.2. Analisis Komponen Utama

Analisis komponen utama (AKU) adalah analisis statistik multivariat yang mengubah variabel independen yang berkorelasi satu sama lain menjadi variabel baru yang tidak berkorelasi [7]. AKU digunakan untuk menjelaskan struktur matriks varians-kovarians dari suatu set variabel melalui kombinasi linear dari variabel-variabel tersebut. Komponen utama dihasilkan oleh gabungan linear dari variabel yang diamati. Komponen utama yang terbentuk dapat mengganti variabel pada dataset tanpa kehilangan banyak informasi mengenai semua variabel [16], [17].

Penentuan banyaknya Komponen Utama (KU) dilakukan dengan melihat proporsi variansi total. Pada dasarnya tidak ada ketentuan baku yang digunakan sebagai standar dalam menentukan nilai minimum dari proporsi variansi total. Semakin tinggi proporsi kumulatif variansi, maka semakin besar suatu KU merepresentasikan keragaman pada variabel asal [18]. Standar minimum pada penelitian terdahulu yang sering digunakan yaitu 70% dari total variansi seperti penelitian yang telah dilakukan oleh [17], [18]. Total keragaman dihitung dengan menghitung jumlah nilai *eigen* dibagi dengan total keragaman variabel asal seperti berikut dengan k adalah banyak KU dengan ($k \leq j$) dengan j adalah jumlah variabel.

2.3. Fuzzy Gustafson Kessel

Analisis *cluster* merupakan proses mengelompokkan suatu objek ke dalam suatu kelompok dengan objek lain yang seragam [5]. Prinsip dasar analisis *cluster* yaitu objek yang memiliki karakteristik yang seragam dikelompokkan ke dalam kelompok yang sama, dan ketika suatu objek memiliki karakteristik yang berbeda maka akan dikelompokkan secara terpisah [7]. Analisis *cluster* merupakan analisis yang mengelompokkan objek tanpa menggunakan label, berbeda dengan klasifikasi yang mengelompokkan objek dengan label yang diketahui. Kemiripan karakteristik antar objek diukur dengan pendekatan ukuran jarak. Objek yang memiliki jarak yang kecil akan dikelompokkan dalam kelompok yang sama, tetapi objek dengan jarak yang besar akan dikelompokkan dalam kelompok yang berbeda [13].

Fuzzy Gustafson Kessel (FGK) adalah metode Fuzzy C-Means yang dikembangkan dengan mengubah komponen jarak pada fungsi objektif D_{ik}^2 dengan memanfaatkan jarak Mahalanobis untuk mengelompokkan obyek. Modifikasi ini ditujukan untuk memperhatikan distribusi data dengan memanfaatkan nilai covariance data [8], [12]. Setiap objek yang akan dikelompokkan memiliki nilai keanggotaan dengan rentang 0 hingga 1. Ketika nilai keanggotaan tinggi maka semakin besar

kemungkinan objek tersebut dalam kelompok. Sebaliknya, jika nilai keanggotaan rendah maka semakin kecil kemungkinan objek tersebut dalam kelompok.

Nilai keanggotaan ditentukan secara acak pada iterasi pertama, dilanjutkan dengan menghitung pusat *cluster* (*centroid*) dengan melibatkan nilai keanggotaan. Selanjutnya menghitung jarak data dengan pusat *cluster* dengan menggunakan jarak Mahalanobis dan dilanjutkan menghitung fungsi objektif. Pada awal iterasi, objek belum terdistribusi ke dalam kelompok secara baik, sehingga nilai keanggotaan diperbaharui pada iterasi berikutnya. Iterasi atau perulangan mengacu pada pengurangan ukuran fungsi objektif yang menunjukkan jarak data ke centroid yang terbobot derajat keanggotaan [8], [12]. Metode ini dianggap lebih mampu beradaptasi dengan bentuk geometris fungsi keanggotaan untuk sebuah himpunan data secara baik. Matriks fuzzy kovarians dapat digunakan untuk mengatasi *outlier* dengan cara memberikan bobot yang berbeda [18], [19].

Matriks partisi awal (U) atau matriks dengan elemen-elemennya berisi nilai derajat keanggotaan. Derajat keanggotaan menggambarkan probabilitas suatu objek menjadi anggota suatu *cluster*. Persamaan matriks partisi awal sebagai berikut:

$$U_0 = \begin{bmatrix} u_{1,1} & u_{1,2} & \cdots & u_{1,c} \\ u_{2,1} & u_{2,2} & \cdots & u_{2,c} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_{n,1} & u_{n,2} & \cdots & u_{n,c} \end{bmatrix}$$

$$\sum_{k=1}^c u_{ik} = 1$$

Sama halnya seperti metode FCM, pada FGK menggunakan variabel m atau nilai *fuzziness* yang lebih besar dari 1 ($m > 1$). Nilai *fuzziness* berfungsi untuk menentukan tegas atau kabur batas antara masing-masing *cluster*. Pada penelitian ini, nilai *fuzziness*/pangkat pembobot yang digunakan sebesar 2 dan nilai epsilon sebesar 10^{-4} berdasarkan penelitian terdahulu yang menunjukkan bahwa pemilihan nilai tersebut cenderung memberikan hasil yang optimal. Batas iterasi juga perlu diperhatikan agar proses *clustering* tidak memakan biaya komputasi dan menghasilkan *cluster* yang optimal, batas iterasi yang sering digunakan penelitian terdahulu yaitu 1000. Nilai tersebut telah diuji dan digunakan secara luas dalam berbagai studi, sehingga dianggap pilihan yang tepat untuk mendapatkan kinerja terbaik pada metode yang dilakukan. Beberapa penelitian yang menggunakan parameter tersebut yaitu [10], [12]. Berikut tahapan algoritma FGK [20].

1. Tentukan parameter
 - a. Banyak *cluster* dengan: $k = 2, 3, \dots, c$;
 - b. Pangkat pembobot/ nilai *fuzziness*: $m > 1$;
 - c. Nilai *epsilon*: $\varepsilon < 1$;
 - d. Batas iterasi.
2. Membuat bilangan acak u_{ik} untuk menentukan nilai keanggotaan masing-masing *cluster* dengan $i = 1, 2, 3, \dots, n$ yang merupakan banyak data, dan banyak *cluster* $k = 2, 3, \dots, c$.

$$U_0 = \begin{bmatrix} u_{1,1} & u_{1,2} & \cdots & u_{1,c} \\ u_{2,1} & u_{2,2} & \cdots & u_{2,c} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_{n,1} & u_{n,2} & \cdots & u_{n,c} \end{bmatrix}$$

3. Menghitung pusat *cluster* dengan $k = 1, 2, \dots, c$ adalah banyak *cluster*, $j = 1, 2, \dots, p$ adalah banyak variabel, dan x_{ij} adalah data ke- i pada variabel ke- j .

$$v_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^n (u_{ik})^m x_{ij}}{\sum_{i=1}^n (u_{ik})^m} \quad (2)$$

4. Menghitung matriks kovarians kelompok (F_k) dengan persamaan berikut:

$$F_k = \frac{1}{\sum_{i=1}^n (u_{ij})^m} \times R_k^T \times R_k^* \quad (3)$$

dengan

$$R_k = \begin{bmatrix} (x_{11} - v_{k1}) & (x_{12} - v_{k2}) & \cdots & (x_{1p} - v_{kp}) \\ (x_{21} - v_{k1}) & (x_{22} - v_{k2}) & \cdots & (x_{2p} - v_{kp}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (x_{n1} - v_{k1}) & (x_{n2} - v_{k2}) & \cdots & (x_{np} - v_{kp}) \end{bmatrix}$$

$$R_k^* = \begin{bmatrix} (u_{1k})^m (x_{11} - v_{k1}) & (u_{1k})^m (x_{12} - v_{k2}) & \cdots & (u_{1k})^m (x_{1p} - v_{kp}) \\ (u_{2k})^m (x_{21} - v_{k1}) & (u_{2k})^m (x_{22} - v_{k2}) & \cdots & (u_{2k})^m (x_{2p} - v_{kp}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (u_{nk})^m (x_{n1} - v_{k1}) & (u_{nk})^m (x_{n2} - v_{k2}) & \cdots & (u_{nk})^m (x_{np} - v_{kp}) \end{bmatrix}$$

5. Menghitung jarak data dengan persamaan berikut:

$$D_k^2 = (R_k \times A_k) \times R_k^T \quad (4)$$

dengan

$$A_k = \left[\det(F_k)^{\frac{1}{n}} \right] (F_k^{-1})$$

Matriks yang terbentuk dari D_k^2 adalah matriks persegi sebagai berikut:

$$D_k^2 = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \cdots & d_{1n} \\ d_{21} & d_{22} & \cdots & d_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{n1} & d_{n2} & \cdots & d_{nn} \end{bmatrix}$$

Diagonal utama dari matriks D_k^2 adalah nilai yang dipakai untuk menghitung jarak *Mahalanobis* sebagai berikut:

$$S_{ik}^2 = \begin{bmatrix} d_{11} \\ d_{22} \\ \vdots \\ d_{nn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S_{1k} \\ S_{2k} \\ \vdots \\ S_{nk} \end{bmatrix}$$

6. Menentukan nilai fungsi objektif pada iterasi ke- t (P_t) dengan persamaan berikut:

$$P_t = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c (u_{ik})^m \times S_{ik}^2 \quad (5)$$

7. Memperbaharui nilai keanggotaan baru dengan persamaan berikut:

$$u_{ik} = \left[\sum_{q=1}^c \left(\frac{S_{ik}}{S_{iq}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1} \quad (6)$$

8. Ulangi langkah 3 sampai 7 hingga kondisi $(|P_t - P_{t-1}|) < \varepsilon$ atau iterasi telah mencapai batas iterasi terpenuhi.

2.4. Evaluasi Cluster

Cluster yang optimal adalah *cluster* yang objek di dalam satu kelompok memiliki perbedaan yang sangat kecil dan memiliki perbedaan yang sangat besar dengan *cluster* yang lain. Untuk mengetahui kualitas *cluster* perlu diukur menggunakan indeks evaluasi *cluster*. Hal ini ditujukan untuk menentukan

jumlah *cluster* optimal dan dapat menjelaskan pemisah *cluster* terbaik yang dilakukan. Jumlah *cluster* yang optimal dapat ditentukan dengan melakukan *clustering* dengan jumlah *cluster* yang berbeda, kemudian memilih hasil terbaik dari perhitungan yang dilakukan [5]. Terdapat dua kriteria yang perlu diperhatikan dalam evaluasi *cluster* yaitu *Compactness* dan *Separation*. *Compactness* yaitu tingkat kesamaan objek/anggota dalam *cluster* yang sama. *Separation* yaitu tingkat ketidakteraturan objek dalam *cluster* yang berbeda. Ketika semua anggota dalam *cluster* memiliki keseragaman yang kuat satu sama lain, maka *cluster* tersebut sangat kompak, sedangkan jika keseragaman yang sangat rendah antara dua pusat *cluster*, maka *cluster* tersebut dianggap terpisah dengan baik [9], [21].

Salah satu metode indeks evaluasi *cluster* yang sering digunakan adalah *Xie-Beni Index*. Indeks *Xie-Beni* bertujuan untuk mengukur rasio dari total variasi di dalam *cluster* dan pemisah antar *cluster*. Penentuan jumlah *cluster* paling optimal dilihat berdasarkan nilai Indeks *Xie-Beni* terkecil. Rumus Indeks *Xie-Beni* untuk penentuan *cluster* optimal sebagai berikut [22].

$$XB = \frac{S}{d_{min}} \quad (7)$$

dengan:

$$S = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c (u_{ik})^m \times d_{ik}^2(x_i, v_i)}{n}$$

$$d_{min} = \min_{i \neq k} d_{ik}^2(v_i, v_k)$$

2.5. Data dan Tahapan Penelitian

Data yang digunakan adalah data rasio tenaga kesehatan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah tahun 2023 yang diambil dari website Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Tengah. Variabel yang digunakan adalah rasio pada 9 jenis tenaga kesehatan. Tabel 2 menampilkan variabel penelitian.

Tabel 1. Variabel Penelitian

Variabel	Nama Variabel
X ₁	Rasio Tenaga Medis
X ₂	Rasio Tenaga Keperawatan
X ₃	Rasio Tenaga Kebidanan
X ₄	Rasio Tenaga Kefarmasian
X ₅	Rasio Tenaga Kesehatan Masyarakat
X ₆	Rasio Tenaga Kesehatan Lingkungan
X ₇	Rasio Tenaga Gizi
X ₈	Rasio Tenaga Keterampilan Fisik
X ₉	Rasio Tenaga Teknik Biomedika

Langkah penelitian yang dilakukan sebagai berikut.

1. Mendeskripsikan gambaran umum rasio tenaga kesehatan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah
2. Melakukan uji multikolinearitas
3. Melakukan analisis komponen utama jika terdapat multikolinearitas pada data.
4. Menentukan parameter yang dipakai saat pengelompokan dengan metode *Fuzzy Gustafson Kessel* (FGK) (Jumlah *cluster* = 2,3,4,5,6 dan 7, pangkat pembobot = 2, nilai *epsilon* = 10⁻⁴, batas iterasi = 1000).
5. Menginisialisasi nilai keanggotaan masing-masing *cluster*.
6. Menghitung pusat *cluster* (*centroid*) menggunakan persamaan 2.
7. Menghitung matriks kovarians data menggunakan persamaan 3.
8. Menghitung jarak data menggunakan jarak Mahalanobis menggunakan persamaan 4
9. Menghitung nilai fungsi objektif menggunakan persamaan 5.
10. Memperbaharui nilai keanggotaan yang baru menggunakan persamaan 6.
11. Ulangi langkah 6 sampai 10 sampai kondisi $(|P_t - P_{t-1}|) < \epsilon$ atau (t = Batas Iterasi) terpenuhi.
12. Melakukan evaluasi *cluster* dengan menghitung nilai Indeks *Xie-Beni* menggunakan persamaan



- 7.
13. Interpretasi hasil pengelompokan.

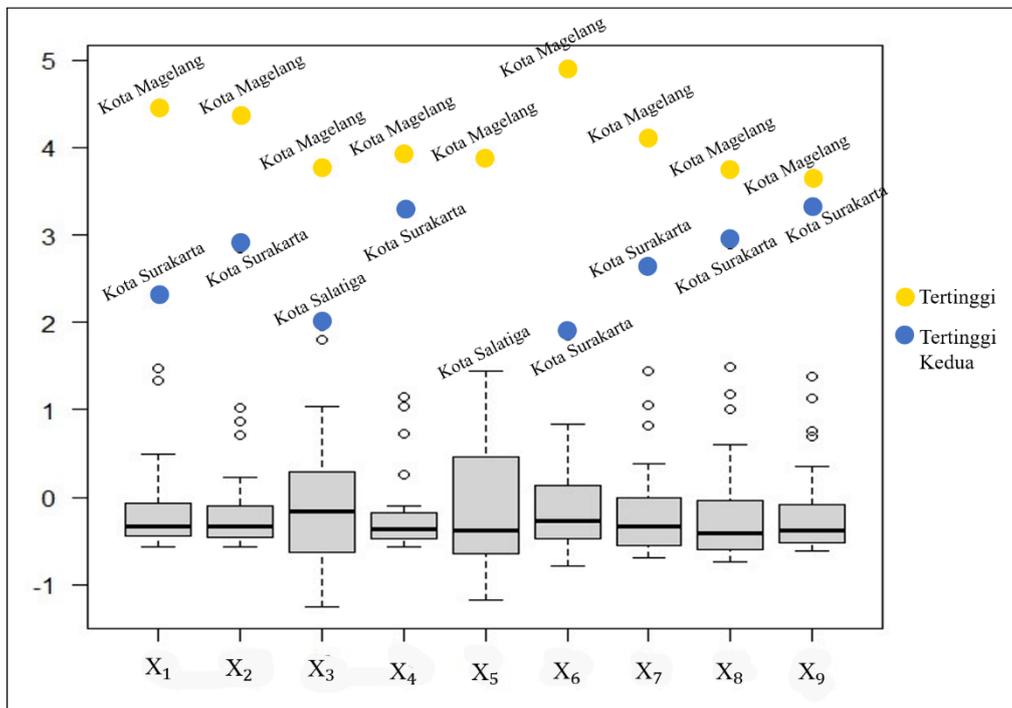
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Statistik deskriptif mengenai rasio masing-masing jenis tenaga kesehatan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Statistik Deskriptif Variabel Penelitian

Variabel	Minimum	Maximum	Rataan	Simpangan baku
X ₁ Rasio Tenaga Medis	18,34	293,90	49,35	54,59
X ₂ Rasio Tenaga Keperawatan	70,42	1188,70	199,24	225,26
X ₃ Rasio Tenaga Kebidanan	45,81	159,64	74,09	22,68
X ₄ Rasio Tenaga Kefarmasian	11,36	172,74	31,84	36,22
X ₅ Rasio Tenaga Kesehatan Masyarakat	2,93	19,65	6,81	3,31
X ₆ Rasio Tenaga Kesehatan Lingkungan	2,58	24,56	5,62	3,85
X ₇ Rasio Tenaga Gizi	4,45	35,20	8,87	6,38
X ₈ Rasio Tenaga Keterampilan fisik	1,05	36,02	6,89	7,86
X ₉ Rasio Tenaga Teknik Biomedika	10,66	115,43	25,77	24,66

Berdasarkan Tabel 2 diketahui bahwa Rasio Tenaga Keperawatan pada Kabupaten/Kota di Jawa Tengah memiliki standar deviasi paling tinggi dibandingkan rasio tenaga kesehatan lainnya. Hal ini ditandakan dengan rentang yang cukup jauh yaitu dari 70,42 sampai dengan 1188,7. Sedangkan Rasio Tenaga Kesehatan Masyarakat memiliki standar deviasi paling rendah yaitu sebesar 3,31 yang mana hal ini menandakan bahwa rasio Tenaga Kesehatan Masyarakat pada Kabupaten/Kota di Jawa Tengah seragam. Berikut gambaran distribusi rasio tenaga kesehatan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah pada Gambar 2.



Gambar 2. Distribusi Rasio Tenaga Kesehatan di Jawa Tengah Tahun 2023

Berdasarkan Gambar 2 diketahui bahwa distribusi tenaga kesehatan di Jawa Tengah terdapat ketimpangan dan pencilan pada masing-masing jenis tenaga kesehatan dengan X₁ sampai dengan X₉.



merupakan jenis tenaga kesehatan. Berdasarkan Gambar 2 bisa dilihat bahwa dengan *Box-Plot* yang telah distandarisasi, sebagian besar data berada disekitar nilai 0, hal ini menandakan bahwa sebagian besar Kabupaten/Kota memiliki rasio tenaga kesehatan yang rendah. Hal ini menandakan masih banyak daerah di Jawa Tengah kekurangan tenaga kesehatan yang bisa berdampak pada kualitas pelayanan kesehatan jadi tidak optimal. Berdasarkan publikasi BPS pada Profil Kesehatan Jawa Tengah Tahun 2023, persentase penduduk yang mempunyai keluhan kesehatan dalam sebulan terakhir dan pernah rawat jalan hanya sebesar 36,75%. Sehingga masih banyak masyarakat yang tidak melakukan tindakan pengobatan ke fasilitas kesehatan. Pada dokumen yang sama, terdapat beberapa alasan utama penduduk yang mempunyai keluhan kesehatan dan tidak melakukan rawat jalan yaitu karena memilih mengobati secara mandiri dan waktu tunggu pelayanan yang lama. Maka, perlu dilakukan analisis *cluster* untuk mengelompokkan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah berdasarkan karakteristik rasio tenaga kesehatan agar distribusi tenaga kesehatan lebih terarah.

3.1. Evaluasi Cluster

Sebelum melakukan analisis *cluster*, perlu dilakukan uji multikolinearitas untuk melihat apakah variabel independen memiliki hubungan linear yang kuat satu sama lain. Uji multikolinearitas pada penelitian ini dilakukan dengan nilai *variance inflation factor* (VIF). Ketika nilai VIF lebih dari 10, maka diindikasikan terdapat hubungan linear yang kuat antar variabel. Tabel 3 menampilkan hasil uji multikolinearitas pada data.

Tabel 3. Nilai VIF

	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉
X ₁		29,00	74,85	48,27	54,82	78,16	77,98	57,95	74,25
X ₂	65,94		171,10	87,65	130,73	155,72	173,10	156,66	175,89
X ₃	3,53	3,54		3,45	3,58	3,66	3,69	3,71	3,60
X ₄	69,88	55,81	105,93		98,31	113,52	105,75	109,13	66,82
X ₅	4,09	4,29	5,67	5,07		5,73	4,88	5,30	5,62
X ₆	16,52	14,47	16,41	16,57	16,21		13,75	16,54	12,80
X ₇	53,56	52,28	53,82	50,16	44,89	44,67		54,07	37,65
X ₈	19,89	23,64	27,03	25,86	24,34	26,86	27,02		25,01
X ₉	106,64	111,10	109,77	66,29	108,18	87,00	78,74	104,67	

Berdasarkan Tabel 3 diketahui bahwa terjadi multikolinearitas yang kuat antar variabel karena memiliki nilai lebih dari 10, maka perlu ditangani sebelum melakukan analisis *cluster* dengan melakukan analisis komponen utama.

3.2. Analisis Komponen Utama

Analisis komponen utama digunakan untuk mengatasi multikolinearitas pada data dan tidak membuang variabel penelitian, karena semua variabel digunakan untuk mendeskripsikan karakteristik dari *cluster* yang dihasilkan. Untuk menentukan banyak komponen utama yang digunakan adalah dengan melihat kumulatif proporsi keragaman yang ditampilkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Kumulatif Proporsi Variansi

Komponen	Proporsi Variansi
1	0,99366
2	0,99680
3	0,99873
4	0,99973
5	0,99986
6	0,99992



Komponen	Proporsi Variansi
7	0,99995
8	0,99996
9	0,99997

Berdasarkan Tabel 4, diketahui bahwa dengan 1 komponen utama telah merepresentasikan 99.36% keragaman dari seluruh variabel asal. Maka banyak komponen yang dipakai adalah 1 komponen saja. Lalu dilanjutkan dengan mendapatkan persamaan untuk Komponen Utama 1 (KU_1) sebagai berikut:

$$KU_1 = 0,227X_1 + 0,952X_2 + 0,0787X_3 + 0,151X_4 + 0,011X_5 + 0,015X_6 + 0,026X_7 + 0,032X_8 + 0,102X_9$$

Dari persamaan tersebut diperoleh data baru yang digunakan untuk mengelompokan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah menggunakan metode *Fuzzy Gustafson Kessel* (FGK).

3.3. Fuzzy Gustafson Kessel Clustering

Proses analisis *cluster* dengan metode FGK, hal yang perlu dilakukan adalah penentuan parameter. Penentuan parameter pengelompokan FGK pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Jumlah *cluster* = 2,3,4,5,6, dan 7;
2. Pangkat pembobot (m) = 2;
3. Nilai *epsilon* (ϵ) = 10^{-4} ;
4. Batas iterasi = 1000.

Sebagai contoh, perhitungan dalam analisis *cluster* dengan metode FGK dilakukan dengan jumlah *cluster* $c = 2$. Langkah pertama yaitu membangkitkan bilangan acak dengan rentang nilai 0 hingga 1 dengan jumlah nilai keanggotaan tiap baris sama dengan 1. Berikut nilai keanggotaan *cluster* pada iterasi pertama pada Tabel 5.

Tabel 5. Nilai Keanggotaan *Cluster* Iterasi Pertama

No	U_1	U_2	No	U_1	U_2
1	0,11	0,89	19	0,41	0,59
2	0,18	0,82	20	0,93	0,07
3	0,64	0,36	21	0,09	0,91
4	0,64	0,36	22	0,44	0,56
5	0,84	0,16	23	0,65	0,35
6	0,15	0,85	24	0,93	0,07
7	0,59	0,41	25	0,83	0,17
8	0,88	0,12	26	0,55	0,45
9	0,46	0,54	27	0,89	0,11
10	0,96	0,04	28	0,74	0,26
11	0,13	0,87	29	0,46	0,54
12	0,47	0,53	30	0,4	0,6
13	0,56	0,44	31	0,42	0,58
14	0,45	0,55	32	0,5	0,5
15	0,32	0,68	33	0,6	0,4
16	0,41	0,59	34	0,22	0,78
17	0,81	0,19	35	0,57	0,43
18	0,68	0,32			

Matriks keanggotaan awal dari U_0 adalah 35×2 sebagai berikut:



$$U_0 = \begin{bmatrix} 0,11 & 0,89 \\ 0,18 & 0,82 \\ 0,64 & 0,36 \\ \vdots & \vdots \\ 0,57 & 0,43 \end{bmatrix}$$

Langkah selanjutnya yaitu menghitung pusat *cluster* dengan Persamaan 2. Berikut hasil perhitungan pusat *cluster* 1 dan 2 pada Tabel 6.

Tabel 6. Pusat *Cluster*

	Centroid	
	Cluster 1	Cluster 2
KU ₁	-248,97	-166,57

Berikut bentuk matriks pusat *cluster* V yang terbentuk pada iterasi pertama ($t=1$), yang mana v_{kj} merupakan vektor dengan 1 variabel.

$$V = \begin{bmatrix} -248,97 \\ -166,57 \end{bmatrix}$$

Setelah menghitung pusat *cluster*, selanjutnya menghitung matriks kovarian *cluster* menggunakan persamaan 2.9. Berikut adalah nilai matriks kovarian *cluster* 1 dan 2 berukuran 1×1 .

$$F_1 = [124670,96]$$

$$F_2 = [180786,32]$$

Setelah menghitung matriks kovarian, selanjutnya menghitung jarak data menggunakan jarak *Mahalanobis* dengan persamaan 2.10. Diawali dengan menghitung nilai A_k dengan hasil sebagai berikut.

$$A_1 = [1.1215 \times 10^{-5}]$$

$$A_2 = [7.8169 \times 10^{-5}]$$

Tahapan selanjutnya adalah menghitung jarak *Mahalanobis* (D_k^2). Nilai matriks jarak pada *cluster* 1 (D_1^2) dan *cluster* 2 (D_2^2) menghasilkan matrik berukuran 35×35 . Diagonal utama yang terbentuk dari matriks jarak pada *cluster* 1 (D_1^2) dan 2 (D_2^2) merupakan hasil perhitungan jarak *Mahalanobis* untuk *cluster* 1 (S_{i1}^2) dan 2 (S_{i2}^2). Berikut hasil perhitungan jarak pada *cluster* 1 dan 2 pada Tabel 7.

Tabel 7. Nilai Jarak

No	Kabupaten/Kota	Nilai Jarak	
		Cluster 1 (S_{i1}^2)	Cluster 2 (S_{i2}^2)
1	Kab. Cilacap	0,2156	0,0247
2	Kab. Banyumas	0,2331	0,0298
3	Kab. Purbalangga	3,4299	3,1560
⋮	⋮	⋮	⋮
35	Kota Tegal	1,9284	0,8630

Setelah menghitung nilai jarak, selanjutnya menghitung nilai fungsi objektif pada iterasi pertama ($t=1$) dengan jumlah kelompok sebanyak $c=2$ menggunakan persamaan 2.11 dengan melibatkan nilai keanggotaan awal pada Tabel 6 dan nilai jarak pada Tabel 8. Hasil perhitungan nilai fungsi objektif pada $t=1$ adalah 30,8065. Nilai fungsi objektif awal (P_0) adalah 0 sehingga $|P_1 - P_0| = 30,8065 > \epsilon = 10^{-4}$. Karena selisih fungsi objektif masih lebih besar dari nilai *epsilon*, maka proses dilanjutkan ke iterasi berikutnya. Selanjutnya menghitung nilai keanggotaan baru menggunakan persamaan 2.12. Setelah menghitung perubahan nilai keanggotaan, dilanjutkan dengan menghitung pusat *cluster*, matriks kovarian, jarak data, nilai fungsi objektif dan nilai keanggotaan baru. Iterasi berhenti ketika $|P_t$



$-P_{t-1}| < \varepsilon = 10^{-4}$ atau iterasi telah mencapai batas iterasi. Pada penelitian ini, iterasi berhenti pada iterasi ke-10. Berikut pada Tabel 8 hasil perhitungan nilai keanggotaan pada iterasi terakhir.

Tabel 8. Nilai Keanggotaan Iterasi Terakhir

No	Kabupaten/Kota	Nilai Keanggotaan		Cluster
		Cluster 1	Cluster 2	
1	Kab. Cilacap	0,0030	0,9970	2
2	Kab. Banyumas	0,0034	0,9966	2
3	Kab. Purbalingga	0,0005	0,9995	2
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
35	Kota Tegal	0,1035	0,8965	2

Berdasarkan hasil pengelompokan Kabupaten/Kota dengan jumlah *cluster* 2, menghasilkan jumlah anggota *cluster* 1 yaitu 2 anggota dan *cluster* 2 yaitu 33. Proses ini berlaku dengan cara yang sama pada jumlah *cluster* $c = 3$ hingga $c = 7$.

3.4. Evaluasi Cluster Optimal

Penentuan *cluster* terbaik dilihat berdasarkan nilai *Cluster Validity Index*, pada penelitian ini nilai yang digunakan adalah nilai Indeks *Xie-Beni*. Tabel 9 menampilkan nilai Indeks *Xie-Beni* dengan jumlah *cluster* yang dilakukan adalah 2,3,4,5,6 dan 7.

Tabel 9. Nilai *Xie-Beni Index*

Jumlah Cluster	<i>Xie-Beni</i>
2	237,4648
3	21,1474
4	8,5608
5	6,8726
6	38,8381
7	35,4974

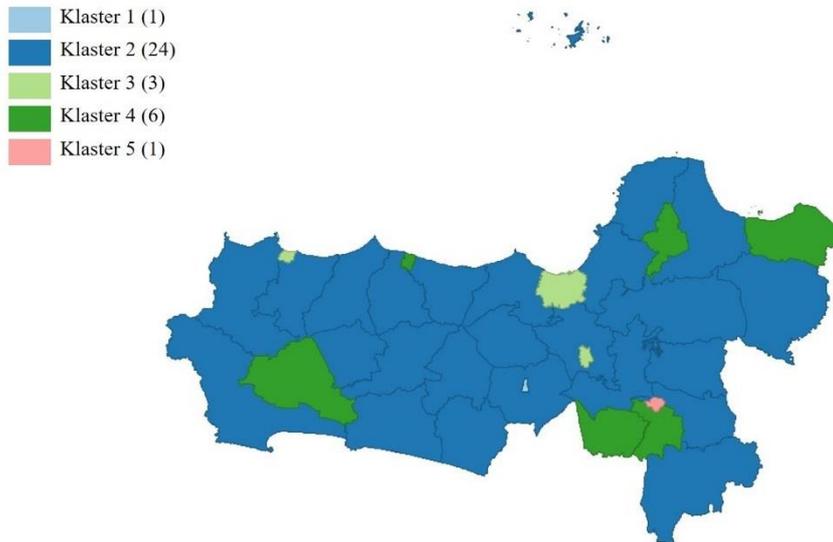
Tabel 9 menunjukkan nilai Indeks *Xie-Beni* untuk masing-masing pengelompokan yang dibentuk dari jumlah kuster 2 hingga 7. Pengelompokan dengan jumlah *cluster* 5 menghasilkan nilai *Xie-Beni* paling kecil yang merepresentasikan *cluster* yang dihasilkan memiliki keragaman yang kecil di *cluster* yang sama dan keragaman yang besar dengan *cluster* lain. Sehingga jumlah *cluster* paling optimal yang digunakan pada penelitian ini adalah 5 *cluster*. Tabel 10 menampilkan hasil *clustering* dengan menampilkan derajat keanggotaan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah dengan jumlah *cluster* 5.

Tabel 10. Nilai Keanggotaan Kabupaten/Kota dengan Jumlah Cluster 5

Kabupaten/Kota	U ₁	U ₂	U ₃	U ₄	U ₅	Cluster
Kab. Cilacap	0,0001	0,9874	0,0012	0,0111	0,0002	2
Kab. Banyumas	0,0000	0,0033	0,0005	0,9961	0,0001	4
Kab. Purbalingga	0,0003	0,9346	0,0041	0,0604	0,0006	2
Kab. Klaten	0,0006	0,1640	0,0117	0,8223	0,0014	4
Kab. Wonogiri	0,0003	0,9158	0,0050	0,0781	0,0007	2
Kota Magelang	1,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	1
Kota Surakarta	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	1,0000	5
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Kota Tegal	0,0022	0,0239	0,9101	0,0572	0,0066	3



Kabupaten/Kota di Jawa Tengah dikelompokkan menjadi 5 kelompok berdasarkan rasio tenaga kesehatan karena memiliki nilai Indeks *Xie-Beni* paling optimal. Gambar 3 menampilkan peta tematik Kabupaten/Kota di Jawa Tengah berdasarkan keanggotaan kelompok.



Gambar 3. Peta Tematik Pengelompokan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah

Berdasarkan Gambar 3, diketahui bahwa jumlah masing-masing anggota *cluster* 1 sampai 5 yaitu 1, 24, 3, 6, dan 1. Pada *cluster* 1 dan 5 hanya terdapat masing-masing satu anggota yaitu Kota Magelang dan Kota Surakarta, yang mana dua Kota tersebut merupakan Kota dengan rasio tenaga kesehatan terbesar di Jawa Tengah. Berikut daftar Kabupaten/Kota yang sudah dikelompokkan menjadi 5 kelompok pada Tabel 11.

Tabel 11. Anggota *Cluster*

No	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4	Cluster 5
1	Kota Magelang	Kab. Banjarnegara	Kota Salatiga	Kab. Banyumas	Kota Surakarta
2		Kab. Batang	Kota Semarang	Kab. Klaten	
3		Kab. Bora	Kota Tegal	Kab. Sukoharjo	
4		Kab. Boyolali		Kab. Rembang	
5		Kab. Brebes		Kab. Kudus	
6		Kab. Cilacap		Kota Pekalongan	
7		Kab. Demak			
8		Kab. Grobogan			
9		Kab. Jepara			
10		Kab. Karanganyar			
11		Kab. Kebumen			
12		Kab. Kendal			
13		Kab. Magelang			
14		Kab. Pati			
15		Kab. Pekalongan			
16		Kab. Pemasang			
17		Kab. Purbalingga			
18		Kab. Purworejo			
19		Kab. Semarang			



No	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4	Cluster 5
20		Kab. Sragen			
21		Kab. Tegal			
22		Kab. Temanggung			
23		Kab. Wonogiri			
24		Kab. Wonosobo			

Berdasarkan Tabel 11 diketahui bahwa semua anggota *cluster 2* adalah daerah Kabupaten, dan semua anggota *cluster 1,3, dan 5* adalah daerah Kota. Karakteristik masing-masing kelompok diuraikan berdasarkan rata-rata rasio tenaga kesehatan yang ditampilkan pada Tabel 12.

Tabel 12. Rata-Rata Rasio Tenaga Kesehatan Tiap *Cluster*

Variabel	Target Rasio	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4	Cluster 5
Tenaga Medis	100	293,90	26,82	105,02	50,12	173,86
Tenaga Keperawatan	240	1188,70	107,42	394,31	197,21	840,44
Tenaga Kebidanan	200	159,64	66,09	91,32	76,42	114,83
Tenaga Kefarmasian	191	172,74	16,40	67,03	32,88	149,56
Tenaga Kesehatan Masyarakat	41	19,65	5,44	11,23	7,64	8,54
Tenaga Kesehatan Lingkungan	21	24,56	4,21	7,49	5,96	12,72
Tenaga Gizi	35	35,20	6,11	15,94	9,14	26,00
Tenaga Keterampilan Fisik	28	36,02	3,27	15,13	8,59	29,61
Tenaga Teknik Biomedika	35	115,43	14,54	52,06	28,89	108,00

Berdasarkan Tabel 12, diketahui bahwa *cluster 1* merupakan *cluster* yang memiliki rasio tenaga kesehatan terbesar dibandingkan *cluster* lainnya. Anggota pada *cluster 1* merupakan Kota yang memenuhi 6 dari 9 target rasio tenaga kesehatan. Adapun jenis tenaga kesehatan yang belum memenuhi target rasio adalah pada Tenaga Kebidanan, Tenaga Kefarmasian, dan Tenaga Kesehatan Masyarakat, sehingga pada *cluster* ini yang perlu diperhatikan adalah distribusi pada 3 jenis tenaga kesehatan tersebut. *Cluster 5* adalah *cluster* yang memenuhi 4 dari 9 target rasio tenaga kesehatan. Adapun jenis tenaga kesehatan yang belum memenuhi target rasio adalah pada Tenaga Kebidanan, Tenaga Kefarmasian, Tenaga Kesehatan Masyarakat, Tenaga Kesehatan Lingkungan, dan Tenaga Gizi, sehingga distribusi pada 5 jenis tenaga kesehatan tersebut perlu diperhatikan.

Cluster 2 merupakan *cluster* dengan rata-rata rasio tenaga kesehatan paling rendah dibandingkan *cluster* lainnya, yang mana tidak ada satupun jenis tenaga kesehatan yang memenuhi target rasio tenaga kesehatan. Sehingga anggota *cluster 2* sebaiknya menjadi prioritas utama bagi pemerintah dalam hal memenuhi target rasio tenaga kesehatan terutama pada Tenaga Kesehatan Masyarakat, Tenaga Kesehatan Lingkungan, Tenaga Gizi dan Tenaga Keterampilan Fisik karena memiliki rasio paling rendah dibandingkan jenis tenaga kesehatan lainnya.

Rata-rata rasio tenaga kesehatan *cluster 3* adalah rata-rata terbesar ketiga setelah *cluster 1* dan *cluster 5*, kecuali pada Tenaga Kesehatan Masyarakat yang merupakan rata-rata terbesar kedua setelah *cluster 1*. *Cluster 3* merupakan *cluster* yang memenuhi 3 dari 9 target rasio tenaga kesehatan yaitu Tenaga Medis, Tenaga Keperawatan, dan Tenaga Teknik Biomedika. Adapun jenis tenaga kesehatan yang belum memenuhi target rasio adalah pada Tenaga Kebidanan, Tenaga Kefarmasian, Tenaga Kesehatan Masyarakat, Tenaga Kesehatan Lingkungan, dan Tenaga Gizi, dan Tenaga Keterampilan Fisik. Maka distribusi pada 6 jenis tenaga kesehatan tersebut pada *cluster 3* perlu diperhatikan. Berdasarkan Tabel 13, *cluster 4* tidak memenuhi satupun target rasio tenaga kesehatan, namun *cluster* ini memiliki rata-rata rasio tenaga kesehatan yang lebih tinggi dari *cluster 2*. Sehingga *cluster 4* sebaiknya juga menjadi prioritas utama setelah *cluster 2* bagi pemerintah dalam hal memenuhi target rasio tenaga kesehatan.



IV. KESIMPULAN

Pengelompokan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah dengan metode Fuzzy Gustafson Kessel (FGK) menghasilkan jumlah *cluster* 5 sebagai jumlah *cluster* paling optimal dengan Indeks Xie-Beni terkecil yaitu 6,8726. Jumlah anggota masing-masing *cluster* adalah 1, 24, 3, 6, dan 1. *cluster* 1 adalah *cluster* dengan anggota yang memenuhi 6 dari 9 target rasio tenaga kesehatan, dan *cluster* ini merupakan *cluster* yang memiliki rasio tenaga kesehatan paling tinggi dibandingkan *cluster* lainnya. *Cluster* 2 adalah *cluster* dengan anggota yang tidak memenuhi satupun target rasio tenaga kesehatan dan memiliki rata-rata rasio tenaga kesehatan paling rendah dibanding *cluster* lainnya. *cluster* 3 adalah *cluster* yang memenuhi 3 dari 9 target rasio tenaga kesehatan. *Cluster* 4 juga tidak memenuhi satupun target rasio tenaga kesehatan seperti *cluster* 2, namun memiliki rata-rata rasio tenaga kesehatan lebih tinggi daripada *cluster* 2. *cluster* 5 adalah *cluster* yang memenuhi 4 dari 9 target rasio tenaga kesehatan.

REFERENSI

- [1] Badan Pusat Statistik, *Indikator Kesejahteraan Rakyat 2023*. Jakarta: Badan Pusat Statistik, 2023. [Online]. Available: <https://www.bps.go.id/id/publication/2023/11/06/7807339c2dfaed0ca8e0beaa/indikator-kesejahteraan-rakyat-2023.html>
- [2] A. Kumila, B. Sholihah, E. Evizia, N. Safitri, and S. Fitri, "Perbandingan Metode Moving Average dan Metode Naïve dalam Peramalan Data Kemiskinan," *JTAM | J. Teor. dan Apl. Mat.*, vol. 3, no. 1, p. 65, 2019, doi: 10.31764/jtam.v3i1.764.
- [3] BPS Provinsi Jawa Tengah, *Provinsi Jawa Tengah Dalam Angka 2024*. Semarang: BPS Provinsi Jawa Tengah, 2024. [Online]. Available: <https://jateng.bps.go.id/id/publication/2024/02/28/980d120f5be18d6400c48b16/provinsi-jawa-tengah-dalam-angka-2024.html>
- [4] J. Han, M. Kamber, and J. Pei, *Data Mining: Concepts and Techniques (Third Edition)*, 3rd ed. United States of America: Morgan Kaufmann, 2012. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/book/9780123814791/data-mining-concepts-and-techniques>
- [5] S. A. Sanmas, R. Nurmalita, D. Sulistiyani, and M. Al Haris, "Pengelompokan Wilayah Banjir di Jawa Tengah untuk Mitigasi Banjir Menggunakan Pendekatan K-Medoids," *J. Stat. dan Komputasi*, vol. 3, no. 2, pp. 51–61, Dec. 2024, doi: 10.32665/statkom.v3i2.3223.
- [6] B. Everitt, "Cluster analysis," *Qual. Quant.*, vol. 14, no. 1, pp. 75–100, Jan. 1980, doi: 10.1007/BF00154794.
- [7] R. A. Johnson and D. W. Wichern, *Applied Multivariate Statistical Analysis*, 6th ed. New Jersey: Pearson Prentice Hall, 2007.
- [8] D. Gustafson and W. Kessel, "Fuzzy clustering with a fuzzy covariance matrix," in *1978 IEEE Conference on Decision and Control including the 17th Symposium on Adaptive Processes*, IEEE, Jan. 1978, pp. 761–766. doi: 10.1109/CDC.1978.268028.
- [9] N. Gueorguieva, I. Valova, and G. Georgiev, "M&MFCM: Fuzzy C-means Clustering with Mahalanobis and Minkowski Distance Metrics," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 114, pp. 224–233, 2017, doi: 10.1016/j.procs.2017.09.064.
- [10] L. Rahmatika, Suparti, and D. Safitri, "Analisis Kelompok dengan Algoritma Fuzzy C-Means dan Gustafson Kessel Clustering pada Indeks LQ45," *J. Gaussian*, vol. 4, no. 3, pp. 543–552, 2015, doi: <https://doi.org/10.14710/j.gauss.4.3.543-551>.
- [11] A. Nurzida, I. T. Utami, and M. Y. Rochayani, "Perbandingan Metode Fuzzy C-Means dan Gustafson-Kessel dalam Penentuan Cluster Tingkat Risiko Penularan Tuberculosis Terhadap Penyakit di Jawa Timur," *J. Gaussian*, vol. 13, no. 2, pp. 373–382, Dec. 2024, doi: 10.14710/j.gauss.13.2.373-382.
- [12] B. Destia and M. D. Kartikasari, "Comparison of Fuzzy C-Means and Fuzzy Gustafson-Kessel Clustering Methods in Provincial Grouping in Indonesia Based on Criminality-Related Factors," *BAREKENG J. Ilmu Mat. dan Terap.*, vol. 17, no. 2, pp. 1093–1102, Jun. 2023, doi: 10.30598/barekengvol17iss2pp1093-1102.
- [13] N. D. Afrida and S. P. Wulandari, "Pemetaan Fasilitas Tenaga Kesehatan Berdasarkan



- Kabupaten/Kota di Provinsi Papua,” *J. Sains dan Seni ITS*, vol. 11, no. 1, Feb. 2022, doi: 10.12962/j23373520.v11i1.62871.
- [14] M. S. Noya van Delsen, A. Z. Wattimena, and S. Saputri, “Penggunaan Metode Analisis Komponen Utama untuk Mereduksi Faktor-faktor Inflasi di Kota Ambon,” *BAREKENG J. Ilmu Mat. dan Terap.*, vol. 11, no. 2, pp. 109–118, Dec. 2017, doi: 10.30598/barekengvol11iss2pp109-118.
- [15] R. B. Darlington and A. F. Hayes, *Regression Analysis and Linear Models*. New York: The Guilford Press, 2017. [Online]. Available: <https://sadbhavnapublications.org/research-enrichment-material/2-Statistical-Books/Regression-Analysis-and-Linear-Models-Concepts-Applications-and-Implementation.pdf>
- [16] M. Al Haris, M. Dzeaulfath, and R. Wasono, “Principal Component Analysis on Convolutional Neural Network Using Transfer Learning Method for Image Classification of Cifar-10 Dataset,” *Regist. J. Ilm. Teknol. Sist. Inf.*, vol. 10, no. 2, pp. 141–150, Dec. 2024, doi: 10.26594/register.v10i2.3517.
- [17] M. Sadeghi, P. Casey, E. J. M. Carranza, and E. P. Lynch, “Principal components analysis and K-means clustering of till geochemical data: Mapping and targeting of prospective areas for lithium exploration in Västernorrland Region, Sweden,” *Ore Geol. Rev.*, vol. 167, p. 106002, Apr. 2024, doi: 10.1016/j.oregeorev.2024.106002.
- [18] N. A. Amalia, D. A. Widodo, and P. P. Oktaviana, “Analisis Clustering Perusahaan Sub Sektor Perbankan berdasarkan Rasio Keuangan CAMELS Tahun 2014 menggunakan Metode Fuzzy C-Means dan Fuzzy Gustafson Kessel,” *J. Sains dan Seni ITS*, vol. 5, no. 2, pp. D321–D326, 2016, doi: <http://dx.doi.org/10.12962/j23373520.v5i2.16651>.
- [19] L. Serir, E. Ramasso, and N. Zerhouni, “Evidential evolving Gustafson–Kessel algorithm for online data streams partitioning using belief function theory,” *Int. J. Approx. Reason.*, vol. 53, no. 5, pp. 747–768, Jul. 2012, doi: 10.1016/j.ijar.2012.01.009.
- [20] Y. S. Paradilla, M. N. Hayati, and S. Sifriyani, “Implementation of the Fuzzy Gustafson-Kessel Method on Grouping Districts/Cities in Kalimantan Island Based on Poverty Issues Factors,” *BAREKENG J. Ilmu Mat. dan Terap.*, vol. 17, no. 1, pp. 0125–0134, Apr. 2023, doi: 10.30598/barekengvol17iss1pp0125-0134.
- [21] P. Masoudi, T. Aïfa, H. Memarian, and B. Tokhmechi, “Uncertainty assessment of porosity and permeability by clustering algorithm and fuzzy arithmetic,” *J. Pet. Sci. Eng.*, vol. 161, pp. 275–290, Feb. 2018, doi: 10.1016/j.petrol.2017.11.018.
- [22] N. Gueorguieva, I. Valova, and G. Georgiev, “M&MFCM: Fuzzy C-means Clustering with Mahalanobis and Minkowski Distance Metrics,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 114, pp. 224–233, 2017, doi: 10.1016/j.procs.2017.09.064.