

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pemerataan tenaga kesehatan di Indonesia merupakan aspek penting dalam pembangunan kesehatan nasional karena berperan dalam menentukan kualitas dan aksesibilitas pelayanan kesehatan masyarakat. Ketimpangan distribusi tenaga kesehatan antarwilayah masih terjadi, terlihat antara daerah perkotaan dan daerah terpencil. Kondisi tersebut berdampak pada kesenjangan akses layanan kesehatan. Kondisi geografis Indonesia serta perbedaan tingkat pembangunan wilayah menjadi faktor penyebab belum meratanya distribusi tenaga kesehatan. Studi menunjukkan bahwa distribusi tenaga kesehatan di Indonesia masih belum seimbang dan cenderung terkonsentrasi di wilayah tertentu, sehingga diperlukan upaya strategis untuk meningkatkan pemerataan tenaga kesehatan guna mendukung peningkatan derajat kesehatan masyarakat secara berkelanjutan (Muharram et al., 2024).

Analisis *clustering* merupakan salah satu metode statistik yang banyak digunakan untuk memetakan kondisi kesehatan antarwilayah, khususnya dalam mengidentifikasi pola pemerataan sumber daya kesehatan. Pengelompokan kota/kabupaten di Provinsi Jawa Tengah berdasarkan jumlah tenaga kesehatan dengan menggunakan metode *Ward* dan *K-Means*. Hasil analisis diperoleh tiga *cluster* wilayah yang menunjukkan perbedaan karakteristik jumlah tenaga kesehatan antar kota/kabupaten. Perbandingan performa metode menunjukkan bahwa *K-Means* menghasilkan pengelompokan yang lebih baik dibandingkan metode *Ward*, yang ditunjukkan oleh nilai rasio simpangan baku dalam *cluster* yang lebih kecil. Hasil

tersebut mengindikasikan bahwa *K-Means* mampu membentuk kelompok yang lebih homogen. Variasi distribusi tenaga kesehatan antarwilayah di Jawa Tengah serta menegaskan bahwa analisis *clustering* dapat memberikan informasi yang sistematis mengenai tingkat pemerataan tenaga kesehatan. Pengelompokan tersebut dapat menjadi dasar dalam perumusan kebijakan yang lebih tepat sasaran dalam upaya peningkatan pelayanan kesehatan antar daerah (Lestari et al., 2018).

Penelitian mengenai pengelompokan kota/kabupaten di Provinsi Banten berdasarkan jumlah tenaga kesehatan menggunakan metode *K-Means* dengan tujuan untuk mengidentifikasi perbedaan distribusi tenaga kesehatan antarwilayah. Hasil penelitian menunjukkan bahwa terbentuk dua *cluster* utama yang mencerminkan perbedaan jumlah tenaga kesehatan, yaitu kelompok wilayah dengan jumlah relatif tinggi dan kelompok dengan jumlah relatif rendah. Metode *K-Means* mampu mengelompokkan wilayah berdasarkan kemiripan karakteristik data, namun metode ini belum mempertimbangkan aspek geografis atau kedekatan spasial antarwilayah. Kondisi suatu daerah sering juga dipengaruhi oleh wilayah di sekitarnya, baik dari segi akses pelayanan maupun distribusi sumber daya kesehatan. Pengelompokan tanpa mempertimbangkan faktor spasial berpotensi menghasilkan pola yang kurang representatif terhadap kondisi riil di lapangan, sehingga diperlukan pendekatan yang mampu mengintegrasikan aspek statistik dan geografis agar hasil pengelompokan menjadi lebih komprehensif dan relevan untuk pengambilan kebijakan berbasis wilayah (Nisa & Basir, 2022).

Perkembangan metode *clustering* mendorong munculnya pendekatan *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* (FGWC) yang merupakan metode *fuzzy clustering* dengan integrasi pembobotan geografis sehingga hasil pengelompokan

menjadi lebih sensitif terhadap hubungan spasial antarwilayah. Keunggulan metode FGWC ditunjukkan dalam penelitian yang dilakukan oleh Hidayah (2024) yang mengelompokkan kota/kabupaten di Provinsi Jawa Timur berdasarkan jumlah kasus penyakit. Hasil penelitian menunjukkan bahwa terbentuk tiga *cluster* optimal, yaitu kategori kasus tinggi, sedang, dan rendah, sehingga pengelompokan tersebut mampu menggambarkan variasi tingkat kasus antarwilayah secara lebih sistematis (Hidayah, 2024).

Fuzzy Geographically Weighted Clustering (FGWC) merupakan metode *Clustering* yang mampu mengelompokkan kota/kabupaten ke dalam beberapa *cluster* berdasarkan karakteristik dan potensi sektoral pembentuk Produk Domestik Regional Bruto (PDRB). Hasil penelitian menunjukkan bahwa terbentuk tiga *cluster*, yaitu *cluster* dengan potensi tinggi, *cluster* dengan potensi rendah, dan *cluster* dengan potensi sedang. Metode FGWC menghasilkan pengelompokan yang lebih representatif karena mempertimbangkan efek geografis melalui pembobotan spasial antarwilayah. Pengelompokan memberikan gambaran karakteristik setiap *cluster* secara komprehensif sehingga dapat digunakan sebagai dasar dalam perumusan kebijakan pembangunan daerah. *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* tidak hanya berfungsi sebagai metode pengelompokan, tetapi juga sebagai alat analisis spasial yang dapat membantu pemerintah dalam memaksimalkan potensi daerah dan mengurangi ketimpangan antarwilayah (Wandira et al., 2023).

Pengembangan metode *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* (FGWC) dilakukan dengan mengintegrasikan *Gravitational Search Algorithm* (GSA) dalam proses optimasi sehingga menghasilkan metode FGWC-GSA. Hasil evaluasi menggunakan berbagai indeks validitas *cluster*, seperti *Partition Coefficient* (PC),

Classification Entropy (CE), *Index of Fuzzy Validity* (IFV), *Separation Index*, dan *Xie–Beni Index*, menunjukkan bahwa metode FGWC-GSA memiliki performa yang lebih baik dibandingkan FGWC standar maupun metode optimasi lainnya. Pengelompokan wilayah di Provinsi Jawa Tengah berdasarkan indikator pendidikan, hasil analisis menunjukkan bahwa wilayah dapat dikelompokkan ke dalam tiga *cluster*, yaitu *cluster* dengan kualitas pendidikan tinggi, sedang, dan rendah. *Cluster* dengan kualitas pendidikan tinggi mencakup wilayah seperti Semarang dan Salatiga, *cluster* dengan kualitas pendidikan sedang mencakup wilayah seperti Sragen dan Banyumas, sedangkan *cluster* dengan kualitas pendidikan rendah mencakup wilayah seperti Cilacap dan Purbalingga (Pamungkas & Pramana, 2018).

Metode *Fuzzy C-Means* (FCM) untuk mengelompokkan peserta imunisasi rutin di Provinsi Jawa Tengah dengan tujuan mengidentifikasi wilayah dengan cakupan imunisasi yang rendah akibat distribusi yang tidak merata. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pengelompokan optimal terdiri dari tiga *cluster* berdasarkan nilai *Silhouette Coefficient* sebesar 0,5847 dan *Davies–Bouldin Index* sebesar 0,7785. Metode FCM mengakomodasi derajat keanggotaan data dalam beberapa *cluster* melalui pendekatan *fuzzy*, namun metode ini belum mempertimbangkan aspek spasial sehingga pengaruh kedekatan geografis antarwilayah belum terakomodasi dalam proses pengelompokan (Tarno et al., 2024).

Analisis *clustering* telah banyak digunakan dalam bidang kesehatan untuk mengelompokkan tenaga kesehatan maupun indikator kesehatan lainnya. Penelitian masih sering menggunakan metode *clustering* klasik atau *fuzzy* tanpa mempertimbangkan aspek geografis, padahal kedekatan wilayah merupakan faktor penting dalam analisis kesehatan masyarakat. Penelitian mengenai penerapan *Fuzzy*

Geographically Weighted Clustering (FGWC) pada distribusi tenaga kesehatan di Provinsi Jawa Tengah masih terbatas.

Penelitian ini memiliki keunggulan dibandingkan penelitian sejenis, yaitu penelitian yang membahas pengelompokan wilayah berdasarkan jumlah tenaga kesehatan menggunakan metode clustering, seperti K-Means dan *Fuzzy C-Means* (FCM). Penelitian tersebut masih menggunakan pendekatan non-spasial, sehingga belum mempertimbangkan kedekatan geografis antarwilayah dalam proses pengelompokan. Penggunaan metode *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* (FGWC) dalam penelitian ini memberikan nilai tambah dengan mengintegrasikan aspek spasial ke dalam proses pengelompokan, sehingga hasil penelitian ini memberikan kontribusi dalam pengembangan penerapan metode *Fuzzy Geographically Weighted* pada bidang kesehatan yang masih belum banyak dieksplorasi dalam penelitian terdahulu.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan, masalah yang akan dibahas dalam penelitian ini adalah:

1. Bagaimana penerapan metode *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* (FGWC) dalam mengelompokkan kota/kabupaten di Provinsi Jawa Tengah berdasarkan jumlah tenaga kesehatan tahun 2024?
2. Bagaimana hasil *clustering* yang diperoleh dari metode FGWC terhadap distribusi tenaga kesehatan di kota/kabupaten Provinsi Jawa Tengah tahun 2024?
3. Bagaimana pengaruh aspek geografis melalui pembobotan spasial dalam metode FGWC terhadap pembentukan *cluster* jumlah tenaga kesehatan di Provinsi Jawa Tengah?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Data yang digunakan adalah data sekunder mengenai jumlah Tenaga Kesehatan per kota/kabupaten di Provinsi Jawa Tengah yang diperoleh dari sumber resmi, seperti Badan Pusat Statistik (BPS) atau instansi terkait.
2. Variabel yang digunakan mencakup Jumlah Tenaga Kesehatan, yaitu Perawat, Bidan, Tenaga Farmasi, dan Dokter pada tahun 2024.
3. Metode analisis yang digunakan adalah *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* (FGWC).
4. Pembobotan spasial menggunakan matriks pembobot geografis yang dibentuk berdasarkan jarak antar kota/kabupaten di Provinsi Jawa Tengah.
5. Interpretasi hasil terbatas pada pola pengelompokan.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan yang akan dicapai dalam penelitian ini yaitu:

1. Menerapkan metode *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* (FGWC) dalam pengelompokan kota/kabupaten di Provinsi Jawa Tengah berdasarkan Jumlah Tenaga Kesehatan tahun 2024.
2. Menganalisis dan mendeskripsikan hasil *clustering* yang diperoleh dari metode *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* (FGWC) terhadap distribusi tenaga kesehatan di kota/kabupaten Provinsi Jawa Tengah tahun 2024.
3. Menganalisis pengaruh aspek geografis melalui pembobotan spasial dalam metode *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* (FGWC) terhadap pembentukan *cluster* jumlah tenaga kesehatan di Provinsi Jawa Tengah.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis *Clustering*

Analisis *cluster* merupakan teknik statistik yang digunakan untuk mengelompokkan objek ke dalam beberapa kelompok berdasarkan tingkat kemiripan karakteristik yang dimiliki, sehingga objek dalam satu kelompok memiliki tingkat kesamaan yang lebih tinggi dibandingkan dengan objek pada kelompok lainnya, dengan tujuan untuk mengklasifikasikan data ke dalam kategori yang serupa (Hair et al., 2010).

Clustering merupakan salah satu teknik analisis data yang penting dan telah banyak digunakan dalam berbagai bidang. Algoritma *clustering* tradisional masih memiliki beberapa keterbatasan yang dapat mempengaruhi kualitas hasil pengelompokan. Pertama, struktur *cluster* yang bermakna pada data berdimensi tinggi sering kali tersembunyi dalam subruang berdimensi rendah sehingga algoritma *clustering* tradisional cenderung kurang optimal ketika diterapkan pada ruang data asli. Kedua, algoritma *clustering* tradisional belum mempertimbangkan apakah data pada ruang keanggotaan tetap mempertahankan struktur lokal dari data asli sehingga informasi struktur lokal tidak dimanfaatkan secara optimal. Ketiga, algoritma *clustering* tradisional belum memperhatikan keseimbangan jumlah sampel pada setiap *cluster* sehingga dapat menghasilkan distribusi *cluster* yang tidak seimbang (Xu & Tian, 2015).

Analisis *cluster* digunakan untuk mengelompokkan data ke dalam beberapa kelompok berdasarkan kemiripan karakteristik sehingga data yang memiliki ciri

serupa akan berada dalam satu kelompok dan data yang memiliki perbedaan akan berada pada kelompok lainnya, dengan tujuan menghasilkan kelompok yang memiliki karakteristik homogen. Analisis *cluster* merupakan bagian dari teknik data mining yang bersifat tanpa arahan *unsupervised learning*, yaitu pendekatan yang tidak menggunakan data latih dalam proses pembelajarannya (Siyamto, 2017).

Analisis *cluster* dalam metode statistik bertujuan untuk mengidentifikasi kelompok objek yang memiliki kemiripan karakteristik tertentu sehingga dapat dibedakan dari kelompok objek lainnya. Objek yang berada dalam satu kelompok memiliki tingkat homogenitas yang lebih tinggi dibandingkan dengan objek pada kelompok yang berbeda, sehingga analisis *cluster* berprinsip pada memaksimalkan homogenitas dalam kelompok dan heterogenitas antar kelompok (Johnson & Wichern, 2007).

Metode dalam analisis *cluster* secara umum terbagi menjadi dua, yaitu metode *hierarchical* dan *partitioning*. *K-Means* dan *Fuzzy C-Means* (FCM), mengelompokkan data dengan menentukan pusat *cluster* (centroid) yang bertujuan untuk meminimumkan jarak antara data dengan pusat *cluster* (Alfina et al., 2012).

2.2 Standarisasi Data

Proses standarisasi diperlukan dalam analisis *cluster* ketika terdapat perbedaan yang signifikan pada satuan ukuran variabel yang dianalisis, karena perbedaan tersebut dapat menyebabkan hasil perhitungan menjadi tidak valid. Data tersebut perlu ditransformasi terlebih dahulu sebelum dilakukan analisis lebih lanjut. Metode standarisasi yang umum digunakan adalah *Z-score* (Hair et al., 2010).

$$Z = \frac{x - \bar{x}}{s} \quad (1)$$

dengan:

x = nilai data

\bar{x} = nilai rata-rata

s = standar deviasi

2.3 *Fuzzy C-Means (FCM)*

Fuzzy Clustering merupakan salah satu teknik analisis data yang digunakan untuk mengelompokkan data ke dalam beberapa *cluster* optimal dalam suatu ruang vektor. Metode ini bermanfaat dalam pemodelan *fuzzy*, terutama untuk mengidentifikasi aturan pada sistem *fuzzy*. Pengelompokan merupakan proses *clustering* data berdasarkan kemiripan karakteristik sehingga data dengan sifat yang serupa berada dalam satu *cluster* yang sama. Algoritma *clustering* dapat digunakan dalam proses tersebut, salah satunya adalah *Fuzzy C-Means (FCM)* metode *clustering* ini yang memungkinkan setiap data memiliki derajat keanggotaan pada setiap *cluster* (Bezdek, 1981).

Konsep dasar FCM adalah menentukan pusat *cluster* yang menggambarkan rata-rata lokasi untuk tiap *cluster*. Pusat *cluster* pada iterasi awal biasanya masih kurang akurat. Titik data dihitung dengan derajat keanggotaannya terhadap masing-masing *cluster*. Proses ini memperbarui nilai pusat *cluster* dan mengulanginya hingga mencapai kondisi konvergen. Perulangan untuk meminimalkan fungsi objektif yang menggambarkan jarak antara setiap data dan pusat *cluster*, yang dipengaruhi oleh derajat keanggotaan tiap titik data. Proses tersebut menggerakkan nilai pusat *cluster* menuju posisi yang paling merepresentasikan data dalam *cluster* tersebut.

Metode FCM adalah adalah suatu metode dalam *cluster* data dengan setiap data yang akan menjadi anggota masing-masing *cluster* ditentukan oleh nilai keanggotaan. Metode ini merupakan suatu metode yang pertama kali diperkenalkan oleh Jim Besdek pada tahun 1981. Kelebihan dari metode ini adalah penempatan pusat *cluster* yang lebih tepat dibandingkan dengan metode *clustering* yang lainnya. Menentukan pusat *cluster* dilakukan untuk menandai lokasi rata-rata dari masing-masing *cluster*. Hasil pusat *cluster* yang diperoleh dalam langkah pertama ini masih belum akurat. Proses hasil pusat *cluster* yang tepat, dibutuhkan perbaikan pusat *cluster* secara berulang-ulang hingga pusat *cluster* akan berada pada titik yang tepat. Data akan memiliki derajat keanggotaan untuk tiap-tiap *cluster*. Hasil derajat keanggotaan yang tepat akan dibutuhkan perbaikan nilai keanggotaan sehingga data akan menempati *cluster* yang tepat. Perulangan ini didasarkan pada minimasi fungsi objektif (Kusumadewi & Purnomo, 2010). Fungsi objektif pada FCM sebagai berikut:

$$J_w(U, V) = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c ((\mu_{ik})^w d_{ik}^2) \quad (2)$$

Dengan:

$J_w(U, V)$: fungsi objektif terhadap U dan V

k : jumlah *Cluster*

i : jumlah data yang di proses

w : pangkat (pembobot), $w > 1$

μ_{ik} : Derajat keanggotan data ke- i pada *cluster* ke- k

d_{ik} : jarak objek ke- i dengan pusat *Cluster* ke- k

Persamaan jarak yang digunakan sebagai berikut:

$$d_{ik} = \sqrt{\sum_{j=1}^m (X_{ik} - V_{kj})^2} \quad (3)$$

Dengan:

d_{ik} : Jarak setiap data terhadap pusat *cluster*

m : Banyak variabel dengan ($j = 1, 2, 3, \dots, m$)

X_{ij} : Data ke- i pada variabel ke- k

V_{kj} : Nilai pusat *Cluster* ke- k pada variabel ke- j

Matriks derajat keanggotan U merupakan suatu matriks partisi awal. Metode FCM penentuan matriks partisi awal digunakan untuk mencari nilai awal pusat *cluster*, dengan nilai awal pusat *cluster* akan didapatkan nilai yang belum akurat. Perbaikan nilai pusat *cluster* untuk mendapatkan nilai yang tepat dengan persamaan matriks partisi awal berikut.

$$U = \begin{bmatrix} \mu_{11} & \mu_{12} & \dots & \mu_{1c} \\ \mu_{21} & \mu_{22} & \dots & \mu_{2c} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_{n1} & \mu_{n2} & \dots & \mu_{nc} \end{bmatrix} \quad (4)$$

Matriks partisi awal adalah matriks dengan elemen-elemennya yaitu nilai derajat keanggotaan. Nilai derajat keanggotaan merupakan nilai digunakan untuk menentukan anggota setiap *cluster* berdasarkan perbandingan nilai derajat keanggotaan pada setiap data. Semakin besar nilai derajat keanggotaannya, maka data tersebut akan masuk ke dalam anggota *cluster* tersebut. V merupakan matriks pusat *cluster* dengan persamaan berikut.

$$V = \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & \dots & v_{1m} \\ v_{21} & v_{22} & \dots & v_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{c1} & v_{c2} & \dots & v_{cm} \end{bmatrix} \quad (5)$$

Berikut ini merupakan persamaan untuk mencari nilai derajat keanggotaan pada metode *Fuzzy C-Means*.

$$\mu_{ik} = \frac{\left[\sum_{j=1}^m (x_{ij} - v_{kj})^2 \right]^{\frac{-1}{w-1}}}{\sum_{k=1}^c \left[\sum_{j=1}^m (x_{ij} - v_{kj})^2 \right]^{\frac{-1}{w-1}}} \quad (6)$$

Dengan:

μ_{ik} : derajat keanggotaan data ke- i pada cluster ke- k

x_{ij} : data dari objek data ke- i pada variabel ke- j

v_{kj} : pusat *cluster* ke- k pada variabel ke- j

m : jumlah variabel

c : jumlah *cluster*

w : pangkat (pembobot), $w > 1$

j : 1, 2, ..., m

k : 1, 2, ..., c

Nilai pusat *cluster* pada algoritma FCM dapat menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$v_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^n ((\mu_{ik})^w x_{ij})}{\sum_{i=1}^n (\mu_{ik})^w} \quad (7)$$

Dengan:

μ_{ik} : derajat keanggotaan data ke- i pada cluster ke- k

x_{ij} : data dari objek data ke- i pada variabel ke- j

v_{kj} : pusat *cluster* ke- k pada variabel ke- j

i : jumlah data yang di proses ($i = 1, 2, \dots, n$)

w : pangkat (pembobot), $w > 1$

j : jumlah variabel ($j = 1, 2, \dots, m$)

k : jumlah *cluster* ($k = 1, 2, \dots, c$)

2.4 Fuzzy Geographically Weighted Clustering (FGWC)

Analisis *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* (FGWC) merupakan salah satu metode analisis *clustering* yang dapat mengatasi keterbatasan pada metode *clustering* lainnya, seperti *Fuzzy C-Means* (FCM). Metode FGWC pertama kali diperkenalkan oleh Mason dan Jacobson (2006) sebagai pengembangan dari algoritma *Fuzzy Geodemographics* yang sebelumnya diajukan oleh Feng dan Flowerdew (1998).

Menurut penelitian oleh Wijayanto dan Purwarianti (2014), dalam metode *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* (FGWC), pengaruh antarwilayah diinterpretasikan sebagai hasil interaksi yang dipengaruhi oleh karakteristik populasi di masing-masing wilayah. Penentuan derajat keanggotaan pada setiap cluster dalam metode FGWC dilakukan secara iteratif, yang dinyatakan dalam persamaan berikut (Nugroho, 2019).

$$\mu'_{ik} = \frac{1}{\sum_{r=1}^n \left(\frac{D_{ik}}{D_{ir}} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (8)$$

Dengan :

μ'_{ik} : Derajat keanggotaan baru data ke- i pada cluster ke- k

D_{ik} : Jarak objek ke- i dan pusat *cluster* ke- k

D_{ir} : Jarak objek ke- i dan pusat *cluster* ke- r

m : Parameter *fuzziness* ($m > 1$)

i : jumlah data yang di proses ($i = 1, 2, \dots, n$)

r : indeks penjumlahan *cluster* ($r = 1, 2, \dots, c$)

k : jumlah *cluster* ($k=1, 2, \dots, c$)

Penimbang keanggotaan (w_{ij}) didefinisikan sebagai berikut (Nugroho, 2019):

$$w_{ij} = \frac{(m_i m_j)^b}{d_{ij}^a} \quad (9)$$

Dengan :

m_i : jumlah populasi dari wilayah i

m_j : jumlah populasi dari wilayah j

d_{ij} : jarak *euclidean* antara wilayah i dan wilayah j

a dan b : Parameter pelemah jarak dan parameter pengaruh populasi

Dalam penelitian ini, digunakan *euclidean distance* sebagai metode pengukuran jarak. *Euclidean distance* adalah jarak lurus antara dua lokasi atau wilayah yang diukur dengan menggunakan koordinat titik pusat (*centroid*) pada peta, yang meliputi garis lintang (*latitude*) dan garis bujurnya (*longitude*). (Hidayah, 2024)

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (10)$$

Dengan:

d_{ij} : jarak peta daerah ke- i dan daerah ke- j

x_i : koordinat *latitude* daerah ke- i

x_j : koordinat *latitude* daerah ke- j

y_i : koordinat *longitude* daerah ke- i

y_j : koordinat *longitude* daerah ke- j

Jarak untuk mengukur kedekatan wilayah ke- i terhadap pusat *Cluster* ke- j pada metode *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* (FGWC) merupakan jarak

berbobot (*weighted distance*). Jarak ini tidak merepresentasikan jarak geografis secara langsung, yang mempertimbangkan kesamaan karakteristik wilayah serta pengaruh spasial dari wilayah lain melalui bobot geografis. Jarak tersebut diperoleh dari kombinasi antara selisih nilai variabel tiap wilayah terhadap pusat cluster yang kemudian dikalikan dengan bobot geografis antarwilayah. Nilai jarak geografis yang semakin kecil, maka wilayah tersebut semakin dekat dan semakin sesuai untuk dikelompokkan ke dalam *cluster* yang bersangkutan. Pendekatan ini memungkinkan FGWC mengakomodasi ketergantungan spasial antarwilayah sehingga hasil pengelompokan lebih realistis dengan persamaan berikut:

$$D_{ik} = \sum_{j=1}^m w_{ij} (x_{ij} - v_{kj})^2 \quad (11)$$

Dengan:

D_{ik} : Jarak berbobot antara wilayah ke- i terhadap pusat *cluster* ke- k

w_{ij} : Bobot geografis yang menyatakan besarnya pengaruh wilayah

x_j : nilai data ke- i pada variabel ke- j

v_k : nilai pusat *cluster* ke- k pada variabel ke- j

m : jumlah variabel

i : jumlah data yang di proses ($i = 1, 2, \dots, n$)

j : jumlah variabel ($j = 1, 2, \dots, m$)

k : jumlah *cluster* ($k = 1, 2, \dots, c$)

Metode *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* (FGWC) merupakan pengembangan dari metode *Fuzzy C-Means* (FCM) yang mampu mengatasi beberapa keterbatasan yang dimiliki oleh FCM. Kelemahan pada metode FCM terletak pada tahap inisialisasi awal yang belum mempertimbangkan aspek geografis. Metode

FGWC digunakan untuk menghasilkan pengelompokan yang tidak hanya berdasarkan kemiripan karakteristik data, tetapi juga mempertimbangkan pengaruh geografis antarwilayah. Fungsi objektif dari metode FGWC dinyatakan sebagai berikut (Nugroho, 2019):

$$J_w(\mathbf{U}, \mathbf{V}; \mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c (\mu_{ik})^m D_{ik} \quad (12)$$

Dengan :

U : matriks keanggotaan

V : matriks untuk pusat *cluster*

X : matriks untuk data

v_{kj} : pusat *cluster* ke- k pada variabel ke- j

μ_{ik} : elemen dari matriks keanggotaan

x_{ij} : nilai data ke- i pada variabel ke- j

n : jumlah data

c : jumlah *cluster*

j : jumlah variabel ($j = 1, 2, \dots, m$)

m : *fuzziness*, parameter yang digunakan untuk mengukur tingkat kesamaran hasil pengelompokan, $m > 1$.

Pusat *cluster* dapat didefinisikan sebagai berikut (Nugroho, 2019).

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^c \mu_{ik}^m x_{ik}}{\sum_{k=1}^c \mu_{ik}^m} \quad (13)$$

Dengan :

n : jumlah data

v_i : nilai pusat *cluster* untuk daerah- i

μ_{ik} : nilai keanggotaan lama dari daerah ke- i pada *cluster* ke- k

x_k : data ke- k

m : *fuzziness*, parameter yang digunakan untuk mengukur tingkat kesamaran hasil pengelompokan, $m > 1$.

2.5 Index of Fuzzy Validity (IFV)

Konsep *clustering fuzzy*, setiap anggota memiliki kemungkinan untuk menjadi bagian dari beberapa *Cluster* sekaligus sesuai dengan tingkat keanggotaannya. Jumlah *cluster* yang optimal, diperlukan penggunaan indeks validitas. Indeks validitas yang umum digunakan untuk *Clustering fuzzy* adalah Indeks IFV. Indeks IFV sering digunakan untuk memvalidasi pengelompokan *fuzzy* dengan data spasial karena kestabilan dan kekuatannya, dengan semakin tinggi nilai IFV, maka semakin baik kualitas *cluster*. (Chen et al., 2008). Persamaannya diuraikan sebagai berikut :

$$IFV = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c (\mu_{ik})^m \quad (14)$$

Dengan :

n : jumlah objek data

μ_{ik} : nilai derajat keanggotaan

c : jumlah *cluster*

m : *fuzziness*, parameter yang digunakan untuk mengukur tingkat kesamaran hasil pengelompokan, $m > 1$.

2.6 Tenaga Kesehatan

Tenaga kesehatan merupakan komponen penting dalam sistem kesehatan karena berperan sebagai input utama yang mempengaruhi kinerja pelayanan kesehatan secara keseluruhan. Data Riset Fasilitas Kesehatan menunjukkan bahwa sebagian besar puskesmas di Indonesia telah memiliki tenaga dokter, tetapi masih terdapat puskesmas yang belum memiliki tenaga kesehatan lengkap, terutama di

wilayah Indonesia Timur seperti Papua dan Papua Barat. Ketimpangan pada wilayah masih mengalami kekurangan tenaga perawat dan bidan sehingga menunjukkan adanya ketimpangan distribusi tenaga kesehatan antar daerah. Kondisi tersebut seharusnya tidak terjadi apabila distribusi tenaga kesehatan dilakukan secara merata di seluruh wilayah.

Pemerintah telah menerapkan berbagai pendekatan pada tahun 1980 untuk menentukan kebutuhan tenaga kesehatan, seperti penggunaan standar minimum tenaga kesehatan dan proyeksi berdasarkan kondisi demografi serta program kesehatan. Pendekatan tersebut dinilai belum sepenuhnya efektif karena belum mencerminkan kebutuhan riil di setiap wilayah. Pemerintah memiliki kewenangan dalam mengatur distribusi tenaga kesehatan secara adil dan merata sebagaimana diamanatkan dalam Undang-Undang Kesehatan Nomor 36 Tahun 2009.

Permasalahan utama yang dihadapi saat ini adalah terjadinya ketimpangan distribusi tenaga kesehatan, yaitu kondisi ketidakseimbangan penyebaran tenaga kesehatan antar wilayah. Fenomena ini tidak hanya terjadi di Indonesia, tetapi juga di berbagai negara yang menghadapi krisis sumber daya manusia di bidang kesehatan, yang mencakup tiga aspek utama, yaitu ketersediaan tenaga kesehatan yang berkualitas, distribusi tenaga kesehatan yang merata, dan kinerja tenaga kesehatan dalam memberikan pelayanan yang optimal (Hikmah et al., 2020).

Tenaga kesehatan merupakan fondasi utama dalam sistem kesehatan karena berperan sebagai pilar dalam penyediaan layanan kepada masyarakat. Ketimpangan distribusi dan keterbatasan jumlah tenaga kesehatan, terutama di daerah terpencil, dapat menyebabkan akses layanan kesehatan menjadi tidak merata. Indonesia sebagai negara kepulauan terbesar di dunia menghadapi tantangan dalam pemerataan

tenaga kesehatan antarwilayah. Hasil analisis menunjukkan bahwa rasio tenaga kesehatan di Indonesia pada tahun 2022 sebesar 3,84 per 1.000 penduduk, masih berada di bawah standar *World Health Organization* (WHO) sebesar 4,45 per 1.000 penduduk, sehingga Indonesia diperkirakan masih kekurangan sekitar 166.000 tenaga kesehatan.

Distribusi tenaga kesehatan di Indonesia masih timpang, di mana dokter spesialis dan dokter gigi cenderung terkonsentrasi di kota besar dan ibu kota provinsi, sedangkan tenaga perawat dan bidan relatif lebih tersebar meskipun jumlahnya belum mencukupi, terutama di luar Pulau Jawa. Pada wilayah pedesaan, rasio dokter umum hanya sekitar 0,27 per 1.000 penduduk, jauh lebih rendah dibandingkan wilayah perkotaan yang mencapai 1,1 per 1.000 penduduk. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa Indonesia menghadapi dua permasalahan utama, yaitu kekurangan tenaga kesehatan dan ketimpangan distribusi antarwilayah. Insentif tenaga kesehatan di daerah terpencil dapat membantu pengembangan institusi pendidikan kesehatan di luar Pulau Jawa, serta penerapan strategi distribusi berbasis data agar pemerataan tenaga kesehatan dapat tercapai secara optimal (Muharram et al., 2024).

Keamanan pelayanan kesehatan merupakan aspek penting dalam penyelenggaraan layanan kesehatan karena berhubungan langsung dengan keselamatan pasien. Kesalahan pengobatan (*medication error*) merupakan kegagalan dalam proses pengobatan yang berpotensi menimbulkan bahaya bagi pasien. Pencegahan kesalahan pengobatan dapat dilakukan melalui peningkatan pemahaman tenaga kesehatan dan masyarakat terkait keamanan pengobatan. Peran aktif pasien

dan keluarga dalam pelayanan kesehatan juga dapat meminimalkan risiko yang timbul selama proses pengobatan.

Penelitian menunjukkan bahwa peningkatan pengetahuan tenaga kesehatan dan masyarakat dapat dilakukan melalui edukasi, seperti webinar dan pelatihan mengenai keamanan pengobatan. Hasil evaluasi menunjukkan adanya peningkatan pengetahuan setelah dilakukan intervensi, yang ditunjukkan melalui perbandingan hasil *pre-test* dan *post-test* pada masyarakat dan tenaga kesehatan. Peningkatan pengetahuan tersebut dapat menjadi upaya dalam meningkatkan peran tenaga kesehatan dan masyarakat dalam menjaga keamanan pengobatan (Dhamanti et al., 2021).