ISSN: 2339-2541
JURNAL GAUSSIAN, Volume 15, Nomor 2, Tahun 2026, Halaman 447 - 458
Online di: https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/

PENGELOMPOKAN SEBARAN TENAGA KESEHATAN DI KABUPATEN BANGGAI KEPULAUAN DAN BANGGAI LAUT MENGGUNAKAN METODE *FUZZY POSSIBILISTIC C-MEANS*

Mohammad Fajri[1*], Andri[2], Salma Soleha[3], Alya Aqilah[1], Lusy Suryani[1], Rizwan Arisandi[4]
[1]Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Tadulako
[2]Program Studi Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Tadulako
[3]Departemen Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Hasanuddin
[4]Departement of Computer Science, Faculty of Informatics Engineering, Bina Nusantara University
***e-mail**: m.fajri@untad.ac.id*

DOI: 10.14710/j.gauss.15.2.447-458

Article Info:
Received: 2026-09-21
Accepted: 2026-11-10
Available Online: 2026-11-25

Keywords:
Health Workers Distribution; Clustering; Fuzzy Possibilistic C-Means

Abstract: The availability of healthcare facilities depends on healthcare human resources, but the distribution of healthcare workers especially in Banggai Kepulauan and Banggai Laut is uneven. This study aims to group the distribution map of healthcare workers in Banggai Kepulauan and Banggai Laut Regencies using the Fuzzy Possibilistic C-Means method. The method used can handle outliers and provide flexibility in classification. The data that used in this research is from Regency in Numbers of BPS Banggai Kepulauan and Banggai Laut 2024 publication with 19 district and 9 selected variables. Modified Partition Coefficient employed to determine the number of optimal clusters. The results show two clusters: Cluster 1 consisting of ten districts with relatively low healthcare worker availability and Cluster 2 consisting of nine districts with relatively high healthcare worker availability, for instance on numbers of nursing, midwifery and public health personnel. These findings indicate disparities in healthcare worker distribution and highlight the need for a more equitable allocation of healthcare personnel.

1. PENDAHULUAN

Pembangunan kesehatan merupakan bagian dari pembangunan nasional. Perekrutan tenaga kesehatan dilakukan melalui pendidikan baik oleh pemerintah maupun sektor swasta, dan pemanfaatannya dilakukan secara adil (Sitinjak et al., 2022). Ketersediaan fasilitas pelayanan kesehatan bergantung pada Sumber Daya Manusia Kesehatan (SDMK), yang mencakup tenaga medis baik di dalam maupun di luar fasilitas pelayanan kesehatan (Dewi et al., 2020). Sumber Daya Manusia Kesehatan (SDMK) mencakup berbagai profesi seperti dokter, perawat, bidan, ahli gizi, dan tenaga kesehatan pendukung lainnya, yang semuanya berperan penting dalam penyediaan layanan kesehatan bagi masyarakat (Setiawan dan Kurniawan, 2023). Masalah utamanya adalah sebaran tenaga kesehatan yang tidak merata. Tenaga profesional, berdedikasi, dan tersebar secara merata sangat dibutuhkan untuk mendukung pembangunan kesehatan, terutama dalam konteks otonomi daerah (Pailan et al., 2021).

Kabupaten Banggai Kepulauan dan Banggai Laut di Sulawesi Tengah menghadapi masalah sebaran tenaga kesehatan yang tidak merata, di mana beberapa kecamatan sama sekali tidak memiliki dokter (BPS Banggai Kepulauan, 2023). Secara administratif, dua kabupaten ini awalnya memiliki sumber data yang sama, yaitu BPS Banggai Kepulauan. Secara geografi, sebagian besar wilayah dua kabupaten ini merupakan kepulauan dan memiliki keterbatasan akses, sehingga identifikasi sebaran tenaga kesehatan menjadi krusial

untuk melihat dan mendukung pemerataan. Pengelompokan sebaran tenaga kesehatan di wilayah ini dapat dilakukan dengan metode *Fuzzy Possibilistic C-Means* (FPCM) guna memberikan gambaran kelompoknya (Grover, 2014). *Fuzzy Possibilistic C-Means* (FPCM) adalah metode *clustering* atau pengelompokan data yang menggabungkan derajat keanggotaan dari *Fuzzy C-Means* (FCM) dan derajat tipikal dari *Possibilistic C-Means* (PCM). Penggabungan ini membuat FPCM mampu mengatasi sensitivitas terhadap data pencilan (*outliers*) serta menyelesaikan permasalahan kluster yang kerap dialami oleh metode asalnya (Satriyanto et al., 2024).

Penelitian sebelumnya tentang metode FPCM telah dilakukan oleh Gazali et al (2026) untuk mengelompokkan Kabupaten/Kota di Nusa Tenggara Barat berdasarkan indikator kesehatan, Nida et al (2024) mengkaji pengelompokkan provinsi menurut jumlah kejadian banjir, dan Putriana et al (2021) melakukan pengelompokkan titik gempa di Pulau Sumatera. Sedangkan pada penelitian ini, kebaruannya difokuskan pada pengelompokkan pada daerah administratif yang lebih kecil, yaitu kecamatan di Kabupaten Banggai Kepulauan dan Banggai Laut, yang meskipun mempunyai unsur kedekatan geografis namun memiliki keterbatasan dalam akses transportasi dalam wilayah kepulauan. Kontribusi pada penelitian ini adalah tersedianya ilustrasi kelompok daerah pada klaster yang sama, dengan adanya kemungkinan kecamatan dari kabupaten yang berbeda, yang mengindikasikan batasan yang samar antar wilayah administratif dan ketetanggaan lokasi. Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi kelompok kecamatan berdasarkan sebaran tenaga kesehatan di Kabupaten Banggai Kepulauan dan Banggai Laut serta menyusun profil karakteristik setiap kelompoknya dengan menggunakan metode FPCM.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Analisis klaster adalah metode pengelompokan data berdasarkan kesamaan. Tujuannya adalah untuk mengelompokkan objek berdasarkan kemiripan dan karakteristik yang sama (Gamayanti *et al.*, 2026). Pada klaster non-hierarki, pembentukan klaster dilakukan dengan mengoptimalkan nilai sesuai kriteria tertentu (Aselnino and Wijayanto, 2024). Jumlah klaster yang optimal dapat ditentukan dengan menggunakan indeks validitas. Kualitas klaster dan metode pengelompokan dievaluasi melalui indeks validitas (Perkasa and Kurniawan, 2018). Salah satu indeks tersebut adalah *Modified Partition Coefficient* (MPC), yang merupakan penyempurnaan dari *Partition Coefficient* (PC) (Yanuar et al., 2024). Nilai MPC berkisar antara 0 hingga 1, dan klaster optimal tercapai ketika MPC mendekati 1. Semakin kecil nilainya, semakin kurang akurat pengelompokan tersebut (Nabila et al., 2022). Persamaan MPC dinyatakan pada persamaan (1):

$$MPC = 1 - \frac{c}{c-1}(1 - PC(c)) \tag{1}$$

rumus untuk nilai indeks PC dinyatakan pada persamaan (2):

$$PC(c) = \frac{1}{n}\sum_{k=1}^{c}\sum_{i=1}^{s}{\mu_{ik}}^2 \tag{2}$$

Fuzzy Clustering adalah metode pengelompokan di mana setiap titik data memiliki derajat keanggotaan ke dalam beberapa klaster dengan tingkat yang bervariasi (Azizah et al., 2018). Metode ini digunakan untuk mengelompokkan data berdasarkan kesamaan di dalam suatu wilayah tertentu, sehingga memungkinkan identifikasi karakteristik wilayah tersebut (Perkasa and Kurniawan, 2018).

Fuzzy Possibilistic C-Means (FPCM) merupakan metode analisis klaster yang menggabungkan konsep *Fuzzy C-Means* (FCM) dan *Possibilistic C-Means* (PCM) untuk mengatasi kelemahan kedua metode tersebut (Chen *et al.*, 2021). FCM memiliki kelemahan berupa sensitivitas terhadap data pencilan (*outlier*), sedangkan PCM cenderung bergantung pada penentuan pusat klaster awal dan berpotensi menghasilkan klaster yang saling berimpit. FPCM mengatasi kelemahan tersebut dengan menggabungkan derajat keanggotaan relatif (*membership*) dan derajat kekhasan absolut (*typicality*) dalam proses pembaruan pusat klaster, sehingga dapat mengurangi pengaruh data pencilan dan meningkatkan kualitas hasil pengelompokan) (Satriyanto *et al.*, no date).

Menurut Nida *et al* (2024), algoritma metode FPCM terdiri dari:

1. Menginput data (x_{ij}) ke dalam matriks berukuran $n \times m$, di mana n adalah jumlah titik data dan m adalah jumlah variabel.
2. Melakukan standardisasi data dengan metode standardisasi *z-score* menggunakan persamaan (3)

$$X'_{ij} = \frac{X_{ij} - \bar{X}_j}{S_j} \tag{3}$$

   dengan X'_{ij} menyatakan hasil standardisasi data, n adalah jumlah total data, dan X_{ij} merupakan nilai data asli. Selain itu, $\bar{X}_j$ adalah rata-rata variabel ke-j, serta S_j menyatakan deviasi standar dari variabel tersebut.
3. Menginisialisasi parameter, yaitu menentukan jumlah klaster dengan $c \leq 2 < n$, menetapkan bobot eksponen untuk FCM $(w) = w > 1$, dan bobot untuk PCM $(\eta) = \eta > 1$, jumlah iterasi maksimum (t_{maks}), kriteria penghentian (ε) (kesalahan terkecil yang diharapkan), fungsi objektif awal $(P_0 = 0)$, dan iterasi awal $(t = 1)$
4. Menghasilkan bilangan acak dalam matriks partisi $\mathbf{U_0}$ untuk matriks derajat keanggotaan relatif (μ_{ik}) di mana $i = 1,2, \ldots, n$ (jumlah titik data) dan $k = 1,2, \ldots, c$ (jumlah klaster). μ_{ik} mewakili derajat keanggotaan, dengan bentuk matriks partisi awal.

$$\mathbf{U_0} = \begin{bmatrix} \mu_{11}(x_1) & \mu_{12}(x_1) & \cdots & \mu_{1k}(x_1) \\ \mu_{21}(x_2) & \mu_{22}(x_2) & \cdots & \mu_{2k}(x_2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_{n1}(x_n) & \mu_{n2}(x_n) & \cdots & \mu_{nk}(x_n) \end{bmatrix} \tag{4}$$

5. Misalkan (μ_{ik}) adalah matriks derajat keanggotaan relatif dan (V_{kj}) adalah pusat klaster dalam algoritma FCM, yang bertujuan untuk menghitung nilai awal matriks derajat keunikan absolut (t_{ik}) berukuran $n \times c$ di mana $i = 1,2,\ldots,n; k = 1,2,\ldots,c;$ dan $j = 1,2,\ldots,m.$

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} t_{11} & t_{12} & \ldots & t_{1c} \\ t_{21} & t_{22} & \ldots & t_{2c} \\ \vdots & \vdots & \ldots & \vdots \\ t_{n1} & t_{n2} & \ldots & t_{nc} \end{bmatrix} \tag{5}$$

   dengan elemen matriks dinyatakan pada persamaan (6):

$$t_{ik} = \frac{\left[\sum_{j=1}^{m}\left(X_{ij} - V_{kj}\right)^2\right]^{\frac{-1}{\eta-1}}}{\sum_{i=1}^{n}\left[\sum_{j=1}^{m}\left(X_{ij} - V_{kj}\right)^2\right]^{\frac{-1}{\eta-1}}} \tag{6}$$

6. Memperbaiki pusat *cluster* di mana $i = 1,2,\ldots,n; k = 1,2,\ldots,c;$ dan $j = 1,2,\ldots,m$ dinyatakan pada persamaan (7):

$$V_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^{n}\left(\mu_{ik}^{w} + t_{ik}^{\eta}\right) X_{ij}}{\sum_{i=1}^{n}\left(\mu_{ik}^{w} + t_{ik}^{\eta}\right)} \tag{7}$$

7. Menghitung jarak terhadap pusat klaster (d_{ik}) menggunakan persamaan (8):

$$d_{ik} = \left[\sum_{j=1}^{m}\left(X_{ij} - V_{kj}\right)^{p}\right]^{1/p} \tag{8}$$

   Dengan p adalah parameter atau orde jarak.
8. Menghitung fungsi objektif pada iterasi ke-t dengan menggunakan persamaan (9):

$$P_t = \sum_{i=1}^{n}\sum_{k=1}^{c}\left(\left[\sum_{j=1}^{m}\left(X_{ij} - V_{kj}\right)^{p}\right]^{1/p}\left(\mu_{ik}^{w} + t_{ik}^{\eta}\right)\right) \tag{9}$$

9. Memperbarui matriks kekhasan relatif ($\mathbf{U_0}$) dengan elemen (μ_{ik}) di mana $i = 1,2,\ldots,n; k = 1,2,\ldots,c$; dan $j = 1,2,\ldots,m$ dengan persamaan (10):

$$\mu_{ik} = \frac{\left[\left[\sum_{j=1}^{m}\left(X_{ij} - V_{kj}\right)^{p}\right]^{1/p}\right]^{\frac{-1}{w-1}}}{\sum_{k=1}^{c}\left[\left[\sum_{j=1}^{m}\left(X_{ij} - V_{kj}\right)^{p}\right]^{1/p}\right]^{\frac{-1}{w-1}}} \tag{10}$$

10. Memperbarui matriks kekhasan absolut (**T**) dengan elemen (t_{ik}) dengan persamaan (11):

$$t_{ik} = \frac{\left[\left[\sum_{j=1}^{m}\left(X_{ij} - V_{kj}\right)^{p}\right]^{1/p}\right]^{\frac{-1}{\eta-1}}}{\sum_{i=1}^{n}\left[\left[\sum_{j=1}^{m}\left(X_{ij} - V_{kj}\right)^{p}\right]^{1/p}\right]^{\frac{-1}{\eta-1}}} \tag{11}$$

11. Menentukan kondisi penghentian:
    Jika $|P_t - P_{t-1}| \leq \varepsilon$ atau $t \geq t_{max}$, maka proses dihentikan. Jika kondisi tersebut belum terpenuhi: $t = t + 1$, ulangi langkah ke-4 untuk klaster yang berbeda.

Sumber daya manusia kesehatan merupakan seseorang yang bekerja secara aktif di bidang kesehatan, baik yang memiliki pendidikan formal kesehatan maupun tidak. Berdasarkan Undang-Undang Nomor 17 Tahun 2023 tentang Kesehatan, sumber daya manusia kesehatan mencakup tenaga medis dan tenaga kesehatan. Tenaga medis meliputi dokter dan dokter gigi, sedangkan tenaga kesehatan mencakup perawat, bidan, tenaga kefarmasian, tenaga kesehatan masyarakat, tenaga kesehatan lingkungan, tenaga gizi, dan tenaga ahli laboratorium medis (UU Republik Indonesia Tentang Kesehatan, 2023).

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data sebaran tenaga kesehatan di Kabupaten Banggai Kepulauan dan Banggai Laut, yang diperoleh dari publikasi Kabupaten Banggai Kepulauan Dalam Angka dan publikasi Kabupaten Banggai Laut Dalam Angka yang dipublikasikan pada tahun 2024 (dirilis oleh Kabupaten Banggai Kepulauan sebagai kabupaten induk), yang

terdiri dari 12 kecamatan di Banggai Kepulauan dan 7 Kecamatan di Banggai Laut. Variabel-variabel yang akan digunakan adalah sebagai berikut:

Tabel 1. Variabel Penelitian

Variabel	Nama Variabel	Definisi Operasional	Satuan
X_1	Jumlah Dokter	Banyaknya tenaga medis dokter yang tercatat di setiap kecamatan.	Orang
X_2	Jumlah Dokter Gigi	Banyaknya tenaga medis dokter gigi yang tercatat di setiap kecamatan.	Orang
X_3	Jumlah Perawat	Banyaknya tenaga kesehatan perawat yang tercatat di setiap kecamatan.	Orang
X_4	Jumlah Bidan	Banyaknya tenaga kesehatan bidan yang tercatat di setiap kecamatan.	Orang
X_5	Jumlah Tenaga Kefarmasian	Banyaknya tenaga kesehatan di bidang kefarmasian yang tercatat di setiap kecamatan.	Orang
X_6	Jumlah Tenaga Kesehatan Masyarakat	Banyaknya tenaga kesehatan di bidang kesehatan masyarakat yang tercatat di setiap kecamatan.	Orang
X_7	Jumlah Tenaga Kesehatan Lingkungan	Banyaknya tenaga kesehatan di bidang kesehatan lingkungan yang tercatat di setiap kecamatan.	Orang
X_8	Jumlah Tenaga Gizi	Banyaknya tenaga kesehatan di bidang gizi yang tercatat di setiap kecamatan.	Orang
X_9	Jumlah Tenaga Ahli Laboratorium Medis	Banyaknya tenaga kesehatan ahli teknologi laboratorium medis yang tercatat di setiap kecamatan.	Orang

Metode yang digunakan adalah metode *Fuzzy Possibilistic C-Means* (FPCM) yang diolah menggunakan R studio 4.6.1, packages ppclust, set.seed(1), dengan algoritma yang terdiri dari:

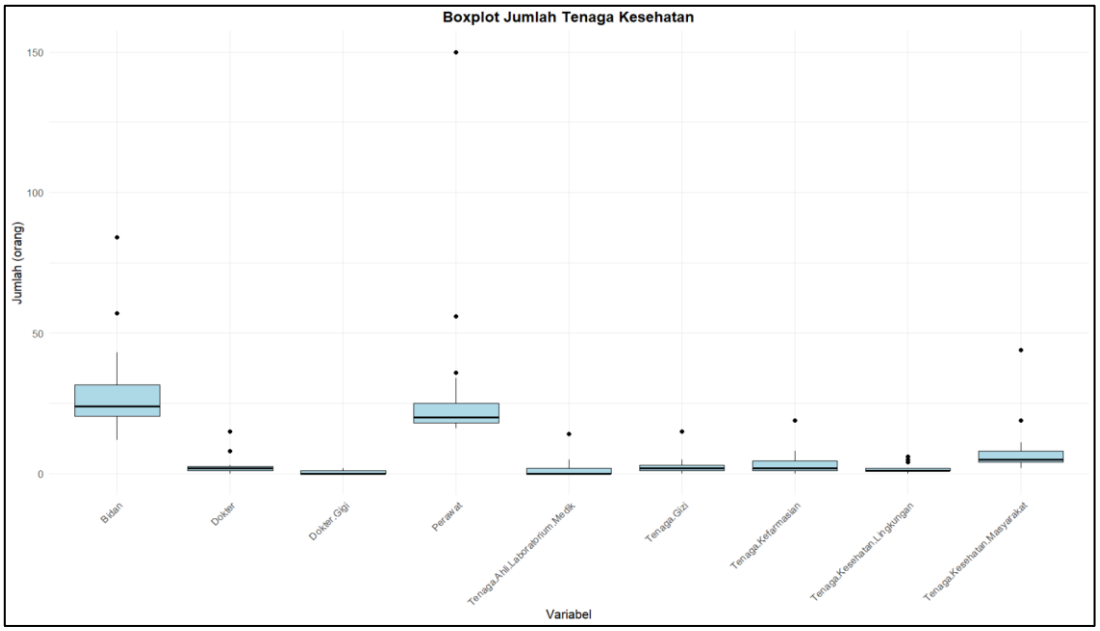
1. Menginput data.
2. Eksplorasi data untuk melihat sebaran.
3. Standarisasi data menggunakan standarisasi *z-score.*
4. Menginisialisasi parameter, termasuk penentuan jumlah kluster (c), bobot FCM (w), bobot PCM (η), maksimum iterasi, ε, fungsi objektif (P_t), K, a, dan b.
5. Menghasilkan bilangan acak dalam matriks partisi $\mathbf{U_0}$.
6. Menghitung nilai awal matriks keunikan absolut (t_{ik}).
7. Memperbaiki pusat klaster (V_{kj}).
8. Menghitung jarak terhadap pusat klaster (d_{ik}).
9. Menghitung fungsi objektif (P_t).
10. Memperbarui matriks keanggotaan relatif (μ_{ik}).
11. Memperbarui matriks keunikan absolut (t_{ik}).
12. Menentukan kondisi penghentian:
13. Interpretasi dan visualisasi hasil kluster.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis statistika deskriptif dilakukan untuk memahami gambaran umum atau deskripsi mengenai karakteristik variabel-variabel yang digunakan dalam penelitian ini.

Tabel 2. Statistika Deskriptif

Variabel	Minimum	Maksimum	Median	Mean	Sandar Deviasi
Dokter	0	15	2	2,789	3,38
Dokter Gigi	0	2	0	0,3684	0,597
Perawat	16	150	20	30,16	30,6
Bidan	12	84	24	29,11	17,1
Tenaga Kefarmasian	0	19	2	3,526	4,40
Tenaga Kesehatan Masyarakat	2	44	5	8,053	9,57
Tenaga Kesehatan Lingkungan	0	6	1	1,895	1,52
Tenaga Gizi	0	15	2	2,789	3,24
Tenaga Ahli Laboratorium Medis	0	14	0	1,684	3,28



Gambar 1. *Boxplot* Tenaga Kesehatan

Hasil analisis menunjukkan adanya variasi jumlah tenaga kesehatan pada setiap kategori. Berdasarkan nilai rata-rata, Perawat (30,16) dan Bidan (29,11) mendominasi jumlah tenaga kesehatan di setiap wilayah, sementara Dokter Gigi (0,3684) memiliki rata-rata terendah. Selain itu, tingginya nilai standar deviasi pada Perawat (30,6) dan Bidan (17,1) menunjukkan sebaran jumlah tenaga kesehatan antarwilayah yang sangat timpang dan bervariasi. Sedangkan berdasarkan *boxplot* pada gambar 1, mayoritas variabel menunjukkan sebaran yang terkonsentrasi pada nilai rendah, tetapi memiliki beberapa pencilan (*outlier*) yang mengindikasikan adanya kecamatan dengan jumlah tenaga kesehatan yang jauh lebih tinggi dibandingkan kecamatan lainnya. Jumlah tenaga kesehatan yang digunakan dalam analisis masih relevan, dibanding rasio dengan jumlah penduduk, karena jumlah penduduk masih relatif homogen untuk setiap kecamatan.

Data dalam penelitian ini memiliki variabilitas yang tinggi antarvariabel, sehingga diperlukan proses standardisasi data terlebih dahulu sebelum proses penentuan klaster menggunakan metode *Fuzzy Possibilistic C-Means*. Standarisasi data menggunakan *z-score*. Penentuan jumlah klaster optimum dilakukan melalui simulasi pembentukan klaster sebanyak 2, 3, 4, dan 5 klaster menggunakan metode *Fuzzy Possibilistic C-Means*. Klaster optimum ditentukan berdasarkan nilai *Modified Partition Coefficient* (MPC) tertinggi.

Tabel 3. Nilai *Modified Partition Coefficient* (MPC)

Jumlah Klaster	Jumlah Klaster
2	0,08
3	0,02
4	$3{,}6 \times 10^{-10}$
5	$9{,}3 \times 10^{-12}$

Tabel 3 menunjukkan nilai MPC untuk jumlah klaster sebanyak 2 hingga 5. Penentuan jumlah klaster optimum didasarkan pada nilai MPC tertinggi, yaitu pada pembentukan 2 klaster dengan nilai sebesar 0,08. Pembatasan pengujian klaster ini juga didasarkan pada pola hasil MPC di mana jika jumlah klaster ditingkatkan menjadi lebih dari 5 klaster, nilai MPC akan semakin mengecil drastis hingga mendekati nol, artinya kualitas pemisahan klaster sudah tidak optimal.

Metode *Fuzzy Possibilistic C-Means* diawali dengan penentuan parameter inisialisasi yang meliputi eksponen bobot *Fuzzy C-Means* ($w = 2$), eksponen bobot *Possibilistic C-Means* ($\eta = 2$), jumlah iterasi maksimum ($Max_{Iter} = 1000$), kriteria penghentian ($\varepsilon = 0{,}00001$), dan jumlah cluster ($c = 2$). Penentuan nilai eksponen bobot menggunakan *baseline* algoritma *Fuzzy Possibilistic C-Means*, sedangkan jumlah klaster ditetapkan sebanyak dua klaster berdasarkan validitas MPC. Nilai derajat keanggotaan awal ditentukan melalui matriks berukuran $n \times c$, dengan $n =$ 19 yang menyatakan jumlah objek pengamatan dan $c = 2$ yang merupakan jumlah klaster optimum. Setiap objek memiliki nilai derajat keanggotaan terhadap masing-masing klaster sesuai dengan karakteristiknya. Nilai-nilai tersebut diperoleh melalui pembangkitan bilangan acak untuk derajat keanggotaan μ_{ik} , dengan $i =$1, 2, …, 19 yang menyatakan objek pengamatan dan $k =$1, 2 yang menyatakan jumlah klaster. Nilai derajat keanggotaan μ_{i1} dan μ_{i2} berada pada interval [0,1], dengan jumlah nilai derajat keanggotaan pada setiap objek pengamatan sama dengan 1.

Penentuan pusat klaster bertujuan untuk memperoleh titik pusat masing-masing klaster yang selanjutnya digunakan sebagai acuan dalam menghitung jarak setiap objek pengamatan terhadap pusat klaster tersebut. Selanjutnya, Pusat klaster diperoleh dengan melibatkan matriks derajat keanggotaan (*membership*), matriks keunikan absolut, *relative typicality* dan *absolute typicality.* Adapun hasil pusat klaster disajikan pada tabel 4.

Nilai pusat klaster awal untuk variabel X_1 adalah -0,1806247 pada klaster 1 dan 0,2604511 pada klaster 2. Penentuan pusat klaster ini digunakan untuk menghitung jarak, di mana suatu objek data akan ditempatkan pada suatu klaster jika jaraknya ke pusat klaster tersebut adalah yang terpendek.Perhitungan jarak digunakan untuk mengukur tingkat kemiripan karakteristik antarobjek, sejalan dengan tujuan pengelompokan objek berdasarkan kedekatan atau tingkat kemiripannya. Perhitungan jarak ini membantu menentukan tingkat kesamaan karakteristik antar objek, sehingga data dapat dikelompokkan berdasarkan karakteristik masing-masing.

Tabel 4. Pusat Klaster

Variabel	Klaster 1	Klaster 2
X_1	-0,1806247	0,2604511
X_2	-0,1863698	0,2366007
X_3	-0,1590311	0,2386233
X_4	-0,2222848	0,3410952
X_5	-0,2198732	0,3382991
X_6	-0,1807992	0,2700798
X_7	-0,2195435	0,3587927
X_8	-0,1559983	0,2253089
X_9	-0,1984689	0,2933068

Ukuran jarak yang digunakan adalah jarak Minkowski. Fungsi objektif Adalah fungsi yang digunakan untuk mengukur seberapa baik data dikelompokkan ke dalam suatu kluster. Kondisi penghentian berlaku ketika perubahan fungsi objektif sudah sesuai dengan kondisi yang ditetapkan. Nilai fungsi objektif dari metode *Possibilistic Fuzzy C-Means* berhenti pada iterasi ke-75 dengan nilai 20,59856 dan nilai konverhensi (*convergence error*) sebesar 0,00000. Perhitungan tersebut dihentikan karena nilai kesalahan yang diinginkan telah tercapai.

Penentuan nilai keanggotaan relatif yang baru didasarkan pada matriks $n \times c$, di mana $n = 19$ (jumlah sampel data) dan $c = 2$ (jumlah klaster optimal). Setiap klaster membentuk nilai keanggotaan sesuai dengan karakteristiknya masing-masing. Penentuan awal derajat keanggotaan ini bertujuan untuk menghitung nilai keunikan. Penentuan nilai keunikan absolut dilakukan dengan menggunakan ukuran $n \times c$, di mana $n = 19$ (data sampel) dan $c = 2$ (jumlah klaster optimal). Nilai keunikan absolut setiap kecamatan digunakan untuk menentukan keanggotaan klaster Setiap klaster menghasilkan nilai tingkat keunikan berdasarkan karakteristiknya. Keunikan absolut tiap kecamatan memiliki nilai yang bervariasi. Keanggotaan suatu titik data (kecamatan) ditentukan oleh nilai derajat keunikan absolut tertinggi, yang juga memberikan informasi mengenai kecenderungan suatu kecamatan untuk tergabung dalam klaster tersebut.

Hasil analisis *Possibilistic Fuzzy C-Means* menghasilkan 2 klaster dengan jumlah anggota di setiap klaster disajikan pada tabel 5. Berdasarkan Tabel 5, hasil pengelompokan menunjukkan bahwa kecamatan di Kabupaten Banggai Kepulauan dan Kabupaten Banggai Laut terbagi ke dalam dua klaster. Klaster 1 terdiri atas 10 kecamatan, sedangkan Klaster 2 terdiri atas 9 kecamatan. Selanjutnya, untuk mengetahui ciri dari masing-masing klaster, dilakukan profilisasi berdasarkan nilai rata-rata setiap variabel. Hasil profilisasi klaster disajikan pada Tabel 6.

Secara teoritis, metode *Fuzzy Possibilistic C-Means* (FPCM) menggabungkan derajat keanggotaan (*membership*) dan derajat tipikalitas (*typicality*) dalam proses pembentukan klaster. Kedua ukuran tersebut berkontribusi terhadap pembaruan pusat klaster melalui proses optimasi fungsi objektif. Namun, dalam implementasi algoritma FPCM menggunakan *package* ppclust pada perangkat lunak R, penentuan keanggotaan klaster akhir dilakukan berdasarkan nilai derajat tipikalitas tertinggi pada setiap objek (*clabels <- crisp(best.t)*). Hal ini menunjukkan bahwa *membership* dan *typicality* digunakan secara bersama-sama dalam pembentukan klaster, sedangkan penetapan label klaster akhir

didasarkan pada nilai *typicality* terbesar. Hal ini ditunjukkan melalui perbandingan nilai membership dan *typicality*, yang menunjukkan bahwa seluruh hasil pengelompokan 19 kecamatan sesuai dengan nilai typicality tertinggi, sedangkan berdasarkan nilai *membership* tertinggi terdapat lima kecamatan yang menunjukkan perbedaan klaster.

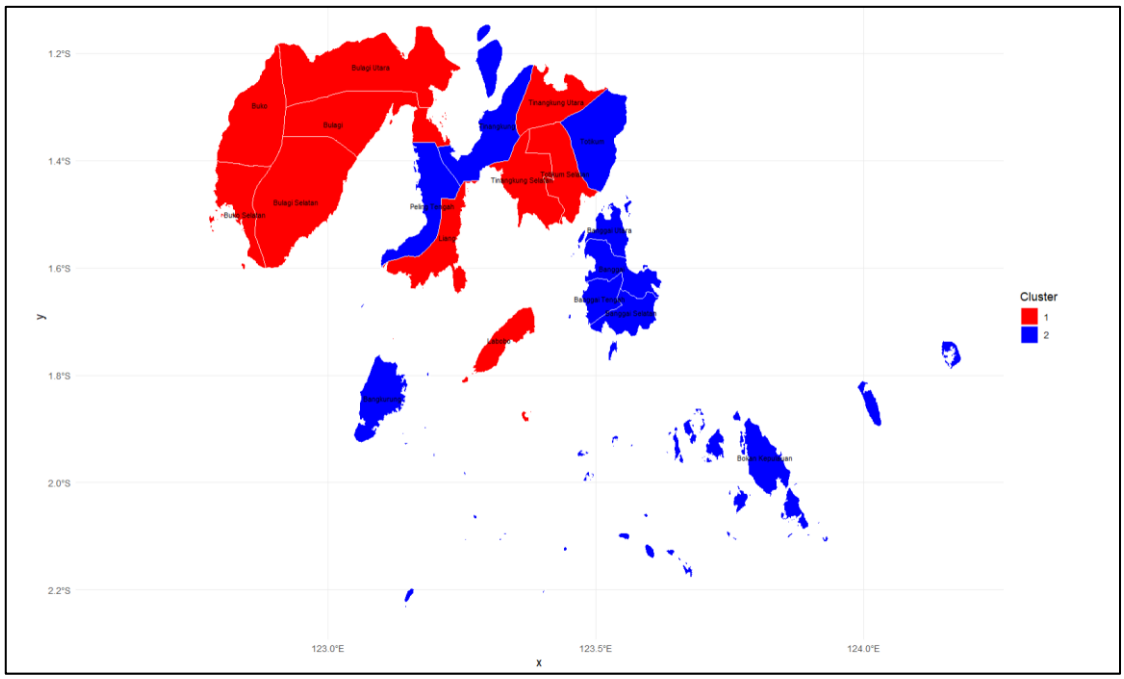
Tabel 5. Hasil Pengelompokan

Klaster	Kecamatan	Nilai Keanggotaan	Nilai Keunikan Absolut
1	Totikum Selatan	0,6775242	0,24074
	Tinangkung Selatan	0,7101928	0,2665037
	Tinangkung Utara	0,704883	0,2822824
	Liang	0,6828073	0,2526516
	Bulagi	0,6680695	0,2284765
	Bulagi Selatan	0,6959684	0,2513278
	Bulagi Utara	0,6938956	0,2491858
	Buko	0,6733225	0,2430114
	Buko Selatan	0,6860802	0,2427198
	Labobo	0,7036785	0,296461
2	Totikum	0,4240655	0,2321409
	Tinangkung	0,4113495	0,2718165
	Peling Tengah	0,4083704	0,2301937
	Bangkurung	0,5623361	0,3190569
	Banggai Utara	0,4901519	0,2699208
	Banggai	0,5796032	0,181356
	Banggai Tengah	0,5342414	0,1080997
	Banggai Selatan	0,4649519	0,2427477
	Bokan Kepulauan	0,6096325	0,260133

Tabel 6. Profilisasi Klaster

Variabel	Klaster 1	Klaster 2
X_1	1,3	4,44
X_2	0	0,77
X_3	20,2	41,22
X_4	20	39,22
X_5	1,3	6
X_6	4,1	12,44
X_7	1,2	2,66
X_8	1,5	4,22
X_9	0,1	3,44

Klaster 1 memiliki nilai rata-rata yang lebih rendah pada seluruh variabel tenaga kesehatan dibandingkan Klaster 2. Sebaliknya, Klaster 2 menunjukkan nilai rata-rata yang lebih tinggi untuk setiap jenis tenaga kesehatan. Oleh karena itu, Klaster 1 dapat dikategorikan sebagai klaster dengan ketersediaan tenaga kesehatan yang relatif rendah, sedangkan Klaster 2 merupakan klaster dengan ketersediaan tenaga kesehatan yang relatif tinggi. Hasil pengelompokan menggunakan metode *Fuzzy Possibilistic C-Means* untuk mengelompokkan tenaga kesehatan di Kabupaten Banggai Kepulauan dan Banggai Laut divisualisasikan menggunakan peta. Hal ini dilakukan untuk memudahkan pemahaman terhadap hasil pengelompokan yang diperoleh. Hasil pemetaan tersebut adalah sebagai berikut.



Gambar 2. Pemetaan Hasil Pengelompokan *Fuzzy Possibilistic C-Means*

Klaster 1 dengan ketersediaan tenaga kesehatan yang rendah mayoritas berada di wilayah Kabupaten Banggai Kepulauan, yaitu sebanyak 9 kecamatan, sedangkan hanya ada 1 kecamatan yang terletak di Kabupaten Banggai Laut. Sebaliknya, klaster 2 dengan ketersediaan tenaga Kesehatan yang lebih tinggi sebagian besar berada di Kabupaten Banggai Laut sejumlah 6 kecamatan, sedangkan 3 kecamatan yang terpisah secara geografis di Banggai Kepulauan juga termasuk di kelompok ini. Uniknya, 3 kecamatan dengan daerah daratan yang terpisah yakni Kecamatan Bangkurung, Labobo dan Bokan Kepulauan memiliki karakteristik dan klaster yang berbeda, yang menunjukkan sebaran tenaga kesehatan berbeda meskipun memiliki profil geografis yang serupa.

5. KESIMPULAN

Analisis *Fuzzy Possibilistic C-Means* menghasilkan dua klaster yang menggambarkan sebaran tenaga kesehatan di kecamatan-kecamatan Kabupaten Banggai Kepulauan dan Kabupaten Banggai Laut. Klaster 1 terdiri atas sepuluh kecamatan dengan ketersediaan tenaga kesehatan yang relatif rendah, sedangkan Klaster 2 terdiri atas sembilan kecamatan dengan ketersediaan tenaga kesehatan yang relatif lebih tinggi dari Klaster 1. Hasil ini menunjukkan adanya kesenjangan dalam sebaran tenaga kesehatan antar kecamatan, melewati batas administratif dan geografis. Klaster dengan sebaran tenaga kesehatan yang

rendah menjadi prioritas dalam pendistribusian tenaga kesehatan bagi tiap kecamatan di 2 kabupaten yang berbeda.

DAFTAR PUSTAKA

Aselnino, P., and Wijayanto, A.W. 2024. Analisis Perbandingan Metode Hierarchical dan Non-Hierarchical dalam Pembentukan Cluster Provinsi di Indonesia Berdasarkan Indikator Women Empowerment. *Indonesian Journal of Applied Statistics*, 6(1), p. 57. https://doi.org/10.13057/ijas.v6i1.68876.

Azizah, N., Yuniarti, D., and Goejantoro, R. 2018. Penerapan Metode Fuzzy Subtractive Clustering (Studi Kasus: PengelompokkanKecamatan di Provinsi Kalimantan Timur Berdasarkan Luas Daerah dan Jumlah Penduduk Tahun 2015). *Jurnal EKSPONENSIAL*, 9(2).

Badan Pusat Statistik. 2024. *Kabupaten Banggai Kepulauan dan Banggai Laut Dalam Angka Tahun 2023*. BPS Banggai Kepulauan.

Candra Dewi, S., Mutoi Siregar, A., and Sulistya Kusumaningrum, D. 2020. Pengelompokan Jumlah Sumber Daya Manusia Kesehatan Puskesmas untuk Menunjang Pemerataan pada Provinsi Jawa Tengah Menggunakan Algoritma K-Means. *Scientific Student Journal for Information, Technology and Science* 1(2), p. 86.

Chen, J., Zhang, H., Pi, D., Kantardzic, M., Yin, Q., and Liu, X. 2021. A Weight Possibilistic Fuzzy C-Means Clustering Algorithm. *Hindawi Scientific Programming*. https://doi.org/10.1155/2021/9965813.

Gamayanti, N. F., Fajri, M., Sain, H., Fadjriyani, and Setiawan, I. 2026. Cluster Analysis of Indonesian Provinces Based on Health Performance Indicators Using Fuzzy C-Means. *UNP Journal of Statistics and Data Science*, 4(3), pp. 396–405. https://doi.org/10.24036/ujsds/vol4-iss3/529.

Gazali, M., Chandrawati, C., and Adini, E.S. 2026. IMPLEMENTASI FUZZY POSSIBILISTIC C-MEANS UNTUK PENGELOMPOKAN KABUPATEN/KOTA DI PROVINSI NUSA TENGGARA BARAT. *Teorema: Teori dan Riset Matematika*, 11(1), p. 139. https://doi.org/10.25157/teorema.v11i1.20886.

Grover, N. (2014). A study of various Fuzzy Clustering Algorithms. *International Journal of Engineering Research*, 3(3), 177–181.

Nida, K., Hayati, M.N. and Goejantoro, R. 2024. Implementasi Metode Fuzzy Possibilistic C-Means pada Pengelompokan Provinsi di Indonesia Berdasarkan Data Jumlah Kejadian dan Dampak Bencana Banjir. *Journal of Mathematics Education and Science*, 7(1), pp. 33–42. https://doi.org/10.32665/james.v7i1.1919

Pailan, B. L., Havilluddin, Wati, M., Puspitasari, N., & Budirman, E. 2021. Analisa Kebutuhan Tenaga Kesehatan Menggunakan. Sakti - Sains, Aplikasi, Komputasi Dan Teknologi Informasi, 3(1), 1–9.

Perkasa, J. A., & Kurniawan, R. 2018. Fuzzy Clustering Menggunakan Algorithm Firefly-Fuzzy C-Means Dengan Jarak Mahalanobis. *Jurnal Statistika Politeknik Statistika STIS - Jakarta*, 6(2), 104–113.

Presiden Republik Indonesia. 2023. Undang-undang Republik Indonesia Nomor 17 Tahun 2023 Tentang Kesehatan. Kementerian Sekretariat Negara.

Putri, G. N. S., Ispriyanti, D., dan Widiharih, T. 2022. IMPLEMENTASI ALGORITMA FUZZY C-MEANS DAN FUZZY POSSIBILISTICS C-MEANS UNTUK KLASTERISASI DATA TWEETS PADA AKUN TWITTER TOKOPEDIA. *Jurnal Gaussian* V 11 No 1 Hal 86-98.

Putriana, S., Ernawati, E., & Andreswari, D. 2021. Clustering Data Titik Gempa Dengan Metode Fuzzy Possibilistic C-Means (Studi Kasus: Titik Gempa Pulau Sumatera Tahun 2013-2018). Rekursif: Jurnal Informatika, 9(1).

Satriyanto, E., Wardhani, N. W. S., Anam, S., & Mahmudy, W. F. 2024. Improved Fuzzy Possibilistic C-Means using Artificial Bee Colony for Clustering New Student's Financial Capability to Determine Tuition Level. *JOIV: International Journal on Informatics Visualization*, 8(4), 2066–2074. https://doi.org/10.62527/joiv.8.4.3087

Setiawan, K.E. and Kurniawan, A. 2023. Jurnal Informatika Terpadu PENGELOMPOKAN RUMAH SAKIT DI JAKARTA MENGGUNAKAN MODEL DBSCAN, GAUSSIAN MIXTURE, DAN HIERARCHICAL CLUSTERING," *Jurnal Informatika Terpadu*, 9(2), pp. 149–156.

Sitinjak, D. K., Pangestu, B. A., & Sari, B. N. 2022. Clustering Tenaga Kesehatan Berdasarkan Kecamatan di Kabupaten Karawang Menggunakan Algoritma K-Means. *Journal of Applied Informatics and Computing*, 6(1), 47–54.

Yanuar, F., Putri, R. D., Devianto, D., Zetra, A., Putri, A. R., & Asdi, Y. 2024. People's Welfare Clustering Using Fuzzy C-Means with Spatial Information. IAENG *International Journal of Computer Science*, 51(7), 785-790.