Mohammad Fajri, dkk

Fajri et al PFCM

Cek Plagiasi

Document Details

Submission ID
trn:oid:::3618:152438223

Submission Date
Sep 21, 2026, 11:40 AM GMT+7

Download Date
Sep 21, 2026, 11:42 AM GMT+7

File Name
Fajri et al PFCM.pdf

File Size
352.9 KB

12 Pages

3,819 Words

22,901 Characters

23% Overall Similarity

The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

Filtered from the Report

- Bibliography

Top Sources

18% Internet sources
9% Publications
17% Submitted works (Student Papers)

Top Sources

18% Internet sources
9% Publications
17% Submitted works (Student Papers)

Top Sources

The sources with the highest number of matches within the submission. Overlapping sources will not be displayed.

1	Student papers	Royal Australasian College of Physicians on 2023-07-21 — 3%
2	Internet	dspace.uii.ac.id — 2%
3	Internet	ejournal3.undip.ac.id — 2%
4	Student papers	Universitas Muhammadiyah Semarang on 2023-07-18 — 1%
5	Internet	sinyalku.ubiqu.id — 1%
6	Internet	id.123dok.com — <1%
7	Internet	repository.uin-suska.ac.id — <1%
8	Student papers	Badan PPSDM Kesehatan Kementerian Kesehatan on 2025-01-15 — <1%
9	Internet	journals.sangkuriangpublisher.com — <1%
10	Internet	www.jurnalstikesborneolestari.ac.id — <1%
11	Internet	repository.unsri.ac.id — <1%

12 Student papers
Universitas Muhammadiyah Semarang on 2026-07-10 <1%

13 Publication
Nurul Hikmah, Harpiana Rahman, Ayu Puspitasari. "MEMBANDINGKAN KETIMPA... <1%

14 Student papers
Sriwijaya University on 2020-05-12 <1%

15 Student papers
Universitas Dian Nuswantoro on 2025-07-17 <1%

16 Internet
celacsocial.com <1%

17 Internet
garuda.ristekdikti.go.id <1%

18 Internet
ejurnal.its.ac.id <1%

19 Internet
www.kkji.kp3k.kkp.go.id <1%

20 Internet
www.scribd.com <1%

21 Publication
Aan Herwansah. "Analisa Data Penerimaan Siswa Pada Perguruan Tinggi melalui ... <1%

22 Publication
Ingka Rizkyani Akolo, Apriliyanus Rakhmadi Pratama, Asriyati Nadjamuddin. "Per... <1%

23 Student papers
Tarumanagara University on 2025-06-19 <1%

24 Student papers
iGroup on 2014-11-15 <1%

25 Internet
repository.poltekkes-malang.ac.id <1%

26	Internet	
www.fkm.ui.ac.id		<1%
27	Internet	
123dok.com		<1%
28	Publication	
Mustara Mustara, Sri Nani Purwaningrum. "ANALISIS KETERSEDIAAN TENAGA KES...		<1%
29	Student papers	
Sriwijaya University on 2020-02-07		<1%
30	Student papers	
Universitas Brawijaya on 2019-12-19		<1%
31	Student papers	
Universitas Muhammadiyah Yogyakarta on 2021-09-28		<1%
32	Student papers	
Universitas Negeri Yogyakarta on 2025-09-23		<1%
33	Student papers	
Universitas Pelita Harapan on 2024-12-02		<1%
34	Internet	
docobook.com		<1%
35	Internet	
docplayer.info		<1%
36	Internet	
manajemenrumahsakit.net		<1%
37	Internet	
media.neliti.com		<1%
38	Internet	
proceedings.unisba.ac.id		<1%
39	Internet	
qastack.id		<1%

40 Internet

repository.penerbitwidina.com <1%

41 Publication

Ibis Ali, Aida Vitayala S Hubeis, Anna Fatchiya. "Pengaruh Kompetensi terhadap K... <1%

42 Publication

Desy Milbina Br Bangun, Syahril Efendi, Rahmat W Sembiring. "Analysis of Data cl... <1%

43 Publication

Khairun Nida, Memi Nor Hayati, Rito Goejantoro. "Implementasi Metode Fuzzy Po... <1%

44 Publication

Siti Hariati Hastuti, Ayu Septiani, Hendrayani Hendrayani, Wiwit Pura Nurmayant... <1%

45 Student papers

UM Surabaya on 2026-07-17 <1%

46 Student papers

Universitas Muhammadiyah Semarang on 2024-02-12 <1%

ISSN: 2339-2541
JURNAL GAUSSIAN, Volume X, Nomor X, Tahun XXXX, Halaman XX - XX
Online di: https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/

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

Mohammad Fajri[1*], Andri[2], Salma Soleha[3], Alya Aqilah[4], Lusy Suryani[5], Rizwan Arisandi[6]
[1,4,5]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
[6]Departement of Computer Science, Faculty of Informatics Engineering, Bina Nusantara University
***e-mail**: *m.fajri@untad.ac.id*

DOI: 10.14710/J.GAUSS.XX.X.XX-XX

Article Info:
Received:
Accepted:
Available Online:

Keywords:
Health Workers Distribution; Clustering; Possibilistic Fuzzy 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 classify the distribution map of healthcare workers in Banggai Kepulauan and Banggai Laut Regencies using the Possibilistic Fuzzy C-Means method. The method used can handle outliers and provide flexibility in classification. The results show two clusters: Cluster 1 consisting of nine districts with relatively low healthcare worker availability and Cluster 2 consisting of ten districts with relatively high healthcare worker availability. 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 yang bertujuan untuk melaksanakan program-program guna mencapai kesehatan yang optimal bagi seluruh warga negara. Perencanaan tenaga kesehatan mempertimbangkan isu-isu kesehatan, kapasitas, dan kebutuhan program. Perekrutan tenaga kesehatan dilakukan melalui pendidikan baik oleh pemerintah maupun sektor swasta, dan pemanfaatannya dilakukan secara adil (Sitinjak *et al*., 2022). Pembangunan sektor kesehatan merupakan pemenuhan hak dasar atas pelayanan kesehatan, sesuai dengan Undang-Undang Dasar 1945, dan bertujuan untuk meningkatkan kesehatan masyarakat. 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 & Kurniawan, 2021). Masalah utamanya adalah distribusi 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 distribusi tenaga kesehatan yang tidak merata, di mana beberapa kecamatan sama

sekali tidak memiliki dokter (BPS Kabupaten Banggai Kepulauan, 2023). Pengelompokan distribusi tenaga kesehatan di wilayah-wilayah ini dapat dilakukan dengan menggunakan metode *Possibilistic Fuzzy C-Means* (PFCM) guna memberikan gambaran yang lebih baik bagi pemerintah dalam merumuskan kebijakan untuk distribusi tenaga kesehatan yang merata (Grover, 2014).

Penelitian ini akan mengelompokkan distribusi tenaga kesehatan di Kabupaten Banggai Kepulauan dan Kabupaten Banggai Laut dengan menggunakan metode PFCM.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Analisis klaster adalah metode pengelompokan data berdasarkan kesamaan. Tujuannya adalah untuk memaksimalkan homogenitas di dalam kelompok dan heterogenitas antar kelompok (Siyamto, 2017). Analisis klaster dibagi menjadi klaster hierarki dan klaster non-hierarki. Pada klaster hierarki, jumlah klaster tidak diketahui, sedangkan pada klaster non-hierarki, jumlah klaster telah ditentukan sebelumnya (Asroni & Adrian, 2016).

Jumlah klaster yang optimal dapat ditentukan dengan menggunakan indeks validitas. Kualitas klaster dan metode pengelompokan dievaluasi melalui indeks validitas (Perkasa & Kurniawan, 2018). Salah satu indeks tersebut adalah *Modified Partition Coefficient* (MPC), yang merupakan penyempurnaan dari *Partition Coefficient* (PC). PC cenderung berubah secara monotonik seiring bertambahnya jumlah klaster, sehingga muncullah usulan MPC (Puspita *et al*., 2018). Nilai MPC berkisar antara 0 hingga 1, dan klaster optimal tercapai ketika MPC mendekati 1. Semakin kecil nilainya, semakin kurang akurat pengelompokan tersebut (Putri *et al*., 2022).

Persamaan MPC adalah sebagai berikut:

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

Rumus untuk nilai indeks PC adalah sebagai berikut:

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

Fuzzy Clustering adalah metode pengelompokan di mana setiap titik data memiliki probabilitas untuk termasuk ke dalam beberapa klaster dengan tingkat keanggotaan 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 & Kurniawan, 2018; Pertiwi & Kurniawan, 2017).

Possibilistic Fuzzy C-Means (PFCM) adalah algoritma yang menggabungkan pendekatan possibilistik dan *Fuzzy C-Means* untuk pengelompokan data. Algoritma ini mempertimbangkan baik derajat keanggotaan maupun derajat tipikalitas guna memberikan interpretasi data yang lebih baik (Basyarah *et al*., 2016). PFCM memanfaatkan parameter tipikalitas possibilistik (Ω) serta koefisien pembobotan untuk keunikan relatif ("*a*") dan absolut ("*b*"), sehingga menawarkan keunggulan dalam menangani data *outlier* dan fleksibilitas. Dengan bobot keunikan absolut ("*b*") yang lebih besar, metode ini mengurangi dampak data yang berbeda, memastikan bahwa pengelompokan tidak terpengaruh oleh data yang terisolasi, sehingga cocok untuk kumpulan data yang besar (Chen *et al*., 2021).

Menurut Aghyari & Kudus (2023), algoritma metode PFCM terdiri dari:

turnitin Page 8 of 18 - Integrity Submission Submission ID trn:oid:::3618:152438223

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. Menginisialisasi parameter. Menentukan jumlah klaster dengan $c \leq 2 < n$, menetapkan bobot 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, dan iterasi awal ($t = 1$), serta koefisien bobot untuk spesifisitas relatif = $a(> 0)$ dan koefisien bobot untuk spesifisitas absolut = $b(> 0)$ serta koefisien kesesuaian possibilistik (K).
3. Menghasilkan bilangan acak dalam matriks partisi U_0 untuk spesifisitas relatif (μ_{ik}) di mana $i = 1,2, \dots, n$ (jumlah titik data) dan $k = 1,2, \dots, c$ (jumlah klaster). μ_{ik} mewakili derajat keanggotaan, yang mengacu pada seberapa besar kemungkinan suatu titik data termasuk dalam kelompok tertentu, dengan bentuk matriks partisi awal.

$$U_0 = \begin{bmatrix} \mu_{11}(x_1) & \mu_{12}(x_1) & \cdots & \mu_{1k}(x_1) \\ \mu_{21}(x_2) & \mu_{22}(x_2) & \cdots & \mu_{2k}(x_2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_{n1}(x_n) & \mu_{n2}(x_n) & \cdots & \mu_{nk}(x_n) \end{bmatrix} \quad (3)$$

4. Misalkan (μ_{ik}) adalah matriks keanggotaan relatif dan (v_{kj}) adalah pusat klaster dalam algoritma FCM, yang bertujuan untuk menghitung nilai awal matriks keanggotaan absolut (t_{ik}). Persamaannya adalah sebagai berikut:

$$t_{ik} = \left[1 + \left(\frac{b[\sum_{j=1}^{m}(x_{ij} - v_{kj})]^2}{\Omega_k} \right)^{\frac{1}{n-1}} \right]^{-1} \quad (4)$$

Parameter kesesuaian posibilistik (Ω_k) dihitung menggunakan persamaan:

$$\Omega_k = K \frac{\sum_{i=1}^{n}((\mu_{ik})^w[\sum_{j=1}^{m}(x_{ij} - v_{kj})^2])}{\sum_{i=1}^{n}(\mu_{ik})^w} \quad (5)$$

5. Memperbaiki pusat klaster (v_{kj}) dengan rumus:

$$v_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^{n}(a\mu_{ik}^w + bt_{ik}^\eta)x_{ij}}{\sum_{i=1}^{n}(a\mu_{ik}^w + bt_{ik}^\eta)} \quad (6)$$

6. Menghitung jarak terhadap pusat klaster (d_{ik}) menggunakan persamaan berikut:

$$d_{ik} = \sum_{j=1}^{m}(x_{ij} - v_{kj})^2 \quad (7)$$

7. Menghitung fungsi objektif.

$$P_t = \sum_{i=1}^{n}\sum_{k=1}^{c}(a\mu_{ik}^w + bt_{ik}^\eta)[\sum_{j=1}^{m}(x_{ij} - v_{kj})^2] + \sum_{k=1}^{c}\Omega_k \sum_{i=1}^{n}(1 - t_{ik})^\eta \quad (8)$$

8. Memperbarui matriks spesifisitas relatif (μ_{ik}).

$$\mu_{ik} = \frac{[\sum_{j=1}^{m}(x_{ij} - v_{kj})^2]^{-\frac{1}{w-1}}}{\sum_{i=1}^{c}[\sum_{j=1}^{m}(x_{ij} - v_{kj})^2]^{-\frac{1}{w-1}}} \quad (9)$$

Memperbarui matriks keunikan absolut (t_{ik}).

$$t_{ik} = \left[1 + \left(\frac{b[\sum_{j=1}^{m}(x_{ij} - v_{kj})]^2}{\Omega_k}\right)^{\frac{1}{n-1}}\right]^{-1} \quad (10)$$

9. Menentukan kondisi penghentian:
   Jika $|P_t - P_{t-1}| \leq \varepsilon$ atau t_{max}, maka proses dihentikan. Jika kondisi tersebut belum terpenuhi, : $t = t + 1$, ulangi langkah ke-5.

Tenaga kesehatan adalah individu yang mengabdikan diri pada sektor kesehatan dan memiliki pengetahuan dan/atau keterampilan yang diperoleh melalui pendidikan di bidang kesehatan, di mana beberapa jenis di antaranya memerlukan kewenangan untuk melaksanakan upaya kesehatan, yang idealnya dapat tersebar secara merata di seluruh wilayah. Tenaga kesehatan juga memainkan peran penting dalam meningkatkan kualitas pelayanan kesehatan, sehingga masyarakat dapat meningkatkan kesadaran, kemauan, dan kemampuan untuk hidup sehat, yang pada akhirnya mencapai standar kesehatan setinggi mungkin sebagai investasi dalam pengembangan sumber daya manusia yang produktif secara sosial dan ekonomi. Tenaga kesehatan terdiri dari beberapa profesi yang saling terkait, termasuk dokter, dokter gigi, perawat, bidan, dan tenaga medis lainnya (Peraturan Pemerintah RI, 1996).

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data distribusi ketersediaan tenaga kesehatan di Kabupaten Banggai Kepulauan dan Kabupaten Banggai Laut, yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik Kabupaten Banggai Kepulauan dan Badan Pusat Statistik Kabupaten Banggai Laut. Variabel-variabel yang akan digunakan adalah sebagai berikut:

Tabel 1. Variabel Penelitian

Variabel	Nama Variabel
X_1	Jumlah Dokter
X_2	Jumlah Dokter Gigi
X_3	Jumlah Perawat
X_4	Jumlah Bidan
X_5	Jumlah Tenaga Kefarmasian
X_6	Jumlah Tenaga Kesehatan Masyarakat
X_7	Jumlah Tenaga Kesehatan Lingkungan
X_8	Jumlah Tenaga Gizi
X_9	Jumlah Tenaga Ahli Laboratorium Medis

Metode yang digunakan adalah metode *Possibilistic Fuzzy C-Means* (PFCM) dengan algoritma yang terdiri dari:

1. Menginput dan mendeskripsikan data
2. Menginisialisasi parameter.
3. Menghasilkan bilangan acak dalam matriks partisi U_0 untuk spesifisitas relatif (μ_{ik}) di mana $i = 1,2, \ldots, n$ (jumlah titik data) dan $k = 1,2, \ldots, c$ (jumlah klaster).

turnitin Page 10 of 18 - Integrity Submission Submission ID trn:oid:::3618:152438223

4. Menghitung nilai awal matriks keanggotaan absolut (t_{ik}).
5. Memperbaiki pusat klaster (v_{kj}).
6. Menghitung jarak terhadap pusat klaster (d_{ik}).
7. Menghitung fungsi objektif.
8. Memperbarui matriks spesifisitas relatif (μ_{ik}).
9. Memperbarui matriks keunikan absolut (t_{ik}).
10. Menentukan kondisi penghentian:
11. Interpretasi dan visualisasi hasil kluster.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Statistika Deskriptif

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

Tabel 2. Statistika Deskriptif

Variabel	Minimum	Maksimum	Median
Dokter	0	15	2
Jumlah Dokter Gigi	0	2	0
Perawat	13	158	25
Bidan	17	64	29
Tenaga Kefarmasian	1	31	3
Tenaga Kesehatan Masyarakat	2	82	10
Tenaga Kesehatan Lingkungan	1	14	2
Tenaga Gizi	2	14	3
Tenaga Ahli Laboratorium Medis	0	14	0

Hasil analisis menunjukkan adanya variasi jumlah tenaga kesehatan pada setiap kategori. Jumlah dokter berkisar antara 0-15 orang dengan median 2, yang menunjukkan bahwa rataan wilayah memiliki dua orang dokter. Dokter gigi memiliki jumlah yang sangat terbatas, yaitu berkisar antara 0-2 orang, sehingga banyak wilayah belum memiliki dokter gigi. Perawat merupakan tenaga kesehatan dengan jumlah terbanyak, yaitu berkisar antara 13-158 orang meskipun nilai tengahnya relatif kecil yaitu berada di 25 orang, sedangkan bidan berkisar antara 17-64 orang dengan median 29. Tenaga kefarmasian berjumlah antara 1 hingga 31 orang dengan nilai tengah sangat kecil yaitu 3 orang, sedangkan tenaga kesehatan masyarakat berkisar antara 2 hingga 82 orang. Tenaga kesehatan lingkungan berkisar antara 1 hingga 14 orang dengan median 2 orang, dan tenaga gizi berkisar antara 2 hingga 14 orang (median = 3). Sementara itu, tenaga ahli laboratorium medis berkisar antara 0 hingga 14 orang dengan nilai tengah 0, yang menunjukkan bahwa pada sebagian besar wilayah tidak terdapat tenaga pada kategori tersebut.

Standarisasi Data

Data dalam penelitian ini memiliki perbedaan satuan pengukuran, sehingga diperlukan proses standardisasi data terlebih dahulu sebelum proses penentuan klaster menggunakan metode *Possibilistic Fuzzy C-Means*.

turnitin Page 12 of 18 - Integrity Submission Submission ID trn:oid:::3618:152438223

Tabel 3. Hasil Standarisasi Data

Kecamatan	Dokter	Dokter Gigi	⋯	Ahli Laboratorium Medis
Totikum	-0,23384592	1,0574523	⋯	-0,5128779
Totikum Selatan	-0,82625558	-0,6168472	⋯	-0,5128779
Tinangkung	0,06235891	-0,6168472	⋯	-0,0961646
Tinangkung Selatan	-0,53005075	-0,6168472	⋯	-0,5128779
Tinangkung Utara	-0,23384592	-0,6168472	⋯	-0,5128779
Liang	-0,53005075	-0,6168472	⋯	-0,5128779
Peling Tengah	-0,23384592	1,0574523	⋯	-0,2083566
Bulagi	-0,53005075	-0,6168472	⋯	-0,5128779
Bulagi Selatan	-0,23384592	-0,6168472	⋯	-0,5128779
Bulagi Utara	-0,23384592	-0,6168472	⋯	-0,5128779
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Bokan Kepulauan	0,06235891	-0,6168472	0,0995892	0,4006858

Menentukan Jumlah Klaster Optimal

Penentuan jumlah klaster optimum dilakukan melalui simulasi pembentukan klaster sebanyak 2, 3, dan 4 klaster menggunakan metode *Possibilistic Fuzzy C-Means*. Jumlah klaster dibatasi hingga 4 karena data penelitian hanya terdiri atas 19 objek pengamatan. Klaster optimum ditentukan berdasarkan nilai Indeks Dunn tertinggi.

Tabel 4. Nilai Indeks Dunn

Jumlah Klaster	Indeks Dunn
2	1,109792
3	0,074562
4	0,200401

Tabel 4 menunjukkan nilai Indeks Dunn untuk jumlah klaster sebanyak 2 hingga 4. Penentuan jumlah klaster optimum didasarkan pada nilai Indeks Dunn tertinggi, yaitu pada pembentukan 2 klaster dengan nilai sebesar 1,109792. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan 2 klaster sebagai jumlah klaster optimum.

Inisialisasi Parameter

Metode *Possibilistic Fuzzy C-Means* diawali dengan penentuan parameter inisialisasi yang meliputi eksponen bobot *Fuzzy C-Means* (w), eksponen bobot *Possibilistic C-Means* (η), jumlah iterasi maksimum (Max_{Iter}), kriteria penghentian (ε), dan jumlah cluster (c).

Tabel 5. Inisialisasi Parameter

Eksponen Bobot (w)	Eksponen Bobot (η)	Jumlah Iterasi Maksimum	Kriteria Penghentian	Klaster
2	2	1000	ε = 0,00001	2

Penentuan nilai eksponen bobot menggunakan algoritma *Fuzzy Possibilistic C-Means*, dengan nilai eksponen bobot *Fuzzy C-Means* (w) dan eksponen bobot *Possibilistic C-Means* (η) masing-masing ditetapkan sebesar 2. Jumlah iterasi maksimum (Max_{Iter}) ditetapkan sebanyak 1000 iterasi, meskipun pada umumnya berada pada rentang 100 hingga 1000

turnitin Page 12 of 18 - Integrity Submission Submission ID trn:oid:::3618:152438223

iterasi. Kriteria penghentian (*error*) yang digunakan adalah sebesar 0,00001, sedangkan jumlah klaster ditetapkan sebanyak dua klaster berdasarkan hasil pengujian yang menghasilkan nilai Indeks Dunn paling optimum.

Derajat Keanggotaan Awal

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 derajat keanggotaan awal tersebut diperoleh dengan membangkitkan bilangan acak menggunakan *software* R.

Tabel 6. Derajat Keanggotaan Awal

Data ke-n	μ_{i1}	μ_{i2}	μ_{ik}
1	0,63551402	0,36448598	1
2	0,02857143	0,97142857	1
3	0,66923077	0,33076923	1
4	0,14583333	0,85416667	1
5	0,53636364	0,46363636	1
6	0,53296703	0,46703297	1
7	0,28	0,72	1
8	0,91358025	0,08641975	1
9	0,48026316	0,51973684	1
10	0,69672131	0,30327869	1
⋮	⋮	⋮	⋮
19	0,33587786	0,66412214	1

Berdasarkan Tabel 6, nilai derajat keanggotaan awal untuk objek pengamatan pertama pada klaster 1 (μ_{11}) adalah sebesar 0,63551402, sedangkan nilai derajat keanggotaan awal untuk objek pengamatan kedua pada klaster 2 (μ_{22}) adalah sebesar 0,97142857. 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

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.

Tabel 7. Pusat Klaster

Variabel	Klaster 1	Klaster 2
X_1	-0,1281532	0,3499925
X_2	-0,0545371	-0,326976
X_3	-0,2226818	3,3804463
⋮	⋮	⋮
X_9	-0,1198586	0,3654576

Nilai pusat klaster awal untuk variabel X_1 adalah -0,1281532 pada klaster 1 dan 0,3499925 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.

Jarak *Euclidean* Kuadrat

Perhitungan jarak digunakan untuk mengukur tingkat kemiripan karakteristik antarobjek, sejalan dengan tujuan pengelompokan objek berdasarkan kedekatan atau tingkat kemiripannya.

Tabel 8. Nilai Jarak *Euclidean* Kuadrat

Data ke-n	Klaster 1	Klaster 2
1	1,6843350	77,19258
2	1,2921412	73,56077
3	89,2804874	1,31464
4	1,2917219	84,02167
5	0,8367888	78,77388
⋮	⋮	⋮
19	1,3095948	60,28815

Jarak *Euclidean* kuadrat untuk titik data pertama di klaster 1 adalah 1,6843350, sedangkan untuk klaster 2 adalah 77,19258. Perhitungan jarak ini membantu menentukan tingkat kesamaan karakteristik antar objek, sehingga data dapat dikelompokkan berdasarkan karakteristik masing-masing.

Fungsi Objektif *Possibilistic Fuzzy C-Means*

Perhitungan fungsi objektif bertujuan untuk menentukan kapan iterasi harus dihentikan.

Tabel 9. Fungsi Objektif PFCM

Iter	54
Func.val	72,44075
Error	0,00001

Nilai fungsi objektif dari metode *Possibilistic Fuzzy C-Means* berhenti pada iterasi ke-54 dengan nilai 72,44075 dan kesalahan (*error*) sebesar 0,00001. Perhitungan tersebut dihentikan karena nilai kesalahan yang diinginkan telah tercapai.

Derajat Keanggotaan Baru

Penentuan nilai keanggotaan 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.

turnitin Page 14 of 18 - Integrity Submission Submission ID trn:oid:::3618:152438223

turnitin Page 15 of 18 - Integrity Submission Submission ID trn:oid:::3618:152438223

Tabel 10. Nilai Derajat Keanggotaan Baru

Data ke-n	μ_{i1}	μ_{i2}	μ_{ik}
1	0,9124365	0,0875635	1
2	0,9584351	0,0415648	1
3	0,3315077	0,6684923	1
4	0,9695497	0,0304502	1
5	0,9751759	0,0248241	1
6	0,9594645	0,0405355	1
7	0,9004302	0,0995698	1
8	0,9616950	0,0383049	1
9	0,7779585	0,2220415	1
10	0,9680023	0,0319977	1
⋮	⋮	⋮	⋮
19	0,8911984	0,1088016	1

Derajat keanggotaan titik data pertama di klaster 1 adalah 0,9124365, sedangkan di klaster 2 adalah 0,0875635. Penentuan awal derajat keanggotaan ini bertujuan untuk menghitung nilai keunikan.

Nilai Derajat Keunikan

Penentuan nilai derajat keunikan dilakukan dengan menggunakan ukuran $n \times c$, di mana $n = 19$ (data sampel) dan $c = 2$ (jumlah klaster optimal). Setiap klaster menghasilkan nilai tingkat keunikan berdasarkan karakteristiknya.

Tabel 11. Nilai Derajat Keunikan

Data ke-n	Klaster 1	Klaster 2
1	0,0400213384	0,04054650
2	0,0790542380	0,03619343
3	0,0008157414	0,01736586
4	0,0898936863	0,02980517
5	0,1295050880	0,03480315
6	0,0850456317	0,03793151
7	0,0276500738	0,03227863
8	0,0708674156	0,02979927
9	0,0154351495	0,04650821
10	0,0895524380	0,03125083
⋮	⋮	⋮
19	0,0486131587	0,06265503

Berdasarkan Tabel 11, nilai derajat keunikan setiap kecamatan digunakan untuk menentukan keanggotaan klaster. Keanggotaan suatu titik data (kecamatan) ditentukan oleh nilai derajat keunikan tertinggi, yang juga memberikan informasi mengenai kecenderungan suatu provinsi untuk tergabung dalam klaster tersebut.

Hasil Pengelompokan

Hasil analisis *Possibilistic Fuzzy C-Means* menghasilkan 2 klaster dengan jumlah anggota di setiap klaster sebagai berikut.

turnitin Page 15 of 18 - Integrity Submission Submission ID trn:oid:::3618:152438223

Tabel 12. Hasil Pengelompokan

Klaster	Kecamatan
1	Totikum Selatan, Tinangkung Selatan, Tinangkung Utara, Liang, Bulagi, Bulagi Utara, Buko, Bangkurung, Labobo
2	Totikum, Tinangkung, Peling Tengah, Bulagi Selatan, Buko Selatan, Banggai Utara, Banggai, Banggai Tengah, Banggai Selatan, Bokan Kepulauan

Berdasarkan Tabel 12, hasil pengelompokan menunjukkan bahwa kecamatan di Kabupaten Banggai Kepulauan dan Kabupaten Banggai Laut terbagi ke dalam dua klaster. Klaster 1 terdiri atas 9 kecamatan, sedangkan Klaster 2 terdiri atas 10 kecamatan. Selanjutnya, untuk mengetahui ciri dari masing-masing klaster, dilakukan profilisasi berdasarkan nilai rata-rata setiap variabel. Hasil profilisasi klaster disajikan pada Tabel 13.

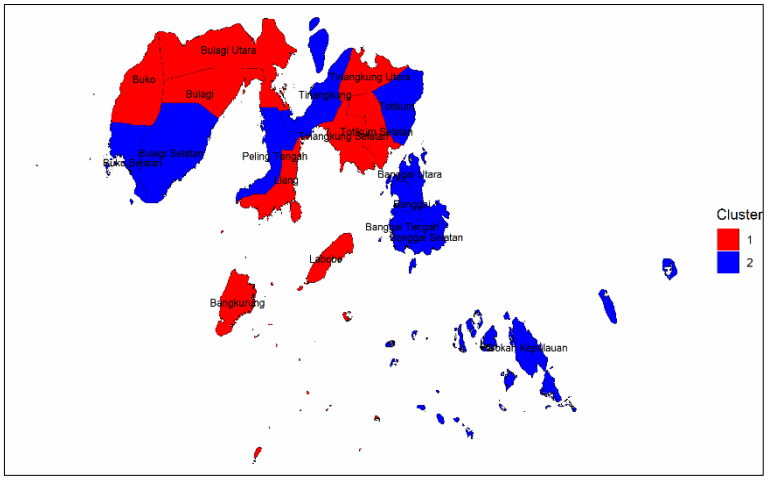
Tabel 13. Profilisasi Klaster

Variabel	Klaster 1	Klaster 2
X_1	1,222	4,2
X_2	0	0,7
X_3	24,333	44,2
X_4	26,111	35,8
X_5	2,444	6,9
X_6	7,666	18,4
X_7	2,111	4,1
X_8	3	4,4
X_9	0,333	2,9

Berdasarkan Tabel 13, 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.

Pemetaan Hasil Pengelompokan

Hasil pengelompokan menggunakan metode *Possibilistic Fuzzy 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 1. Pemetaan Hasil Pengelompokan *Possibilistic Fuzzy C-Means*

5. KESIMPULAN

Analisis *Possibilistic Fuzzy C-Means* menghasilkan dua klaster yang menggambarkan distribusi tenaga kesehatan di kecamatan-kecamatan Kabupaten Banggai Kepulauan dan Kabupaten Banggai Laut. Klaster 1 terdiri atas sembilan kecamatan dengan ketersediaan tenaga kesehatan yang relatif rendah, sedangkan Klaster 2 terdiri atas sepuluh kecamatan dengan ketersediaan tenaga kesehatan yang relatif lebih tinggi dari Klaster 1. Hasil ini menunjukkan adanya kesenjangan dalam distribusi tenaga kesehatan antar kecamatan, sehingga diperlukan upaya pemerataan tenaga kesehatan, terutama pada kecamatan-kecamatan yang termasuk dalam klaster dengan ketersediaan tenaga kesehatan yang relatif rendah.

DAFTAR PUSTAKA

Aghyari, G. F., & Kudus, A. (2023). Penerapan Algoritma Fuzzy Possibilistic C-Means (FPCM) pada Pengelompokan Kabupaten/Kota di Indonesia Berdasarkan Indikator Indeks Pembangunan Manusia Tahun 2022. *Bandung Conference Series: Statistics*, *3*(2), 113–120. https://doi.org/10.29313/bcss.v3i2.7321

Asroni, & Adrian, R. (2016). Penerapan Metode K-Means Untuk Clustering Mahasiswa Berdasarkan Nilai Akademik Dengan Weka Interface Studi Kasus Pada Jurusan Teknik Informatika UMM Magelang. *Semesta Teknika*, *18*(1), 76–82. https://doi.org/10.18196/st.v18i1.708

Azizah, N., Yuniarti, D., & 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), 197–206.

Basyarah, A. N., Fatichah, C., & Murti, D. H. (2016). Inisialisasi Pusat Cluster Menggunakan Artificial Bee Colony Pada Algoritma Possibilistic Fuzzy C-Means. *Inspiration*, *6*(2), 118–127.

BPS Kabupaten Banggai Kepulauan. (2023). *Kabupaten Banggai Kepulauan dalam Angka*.

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

Dewi, S. C., Siregar, A. M., & Kusumaningrum, D. S. (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), 86–94.

Grover, N. (2014). A study of various Fuzzy Clustering Algorithms. *International Journal of Engineering Research*, *3*(3), 177–181. https://doi.org/10.17950/ijer/v3s3/310

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.

Peraturan Pemerintah RI. (1996). *Peraturan Pemerintah Republik Indonesia tentang Tenaga Kesehatan (PP No. 32 Tahun 1996)*.

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. https://doi.org/10.26714/jsunimus.6.2.2018.%25p

Pertiwi, A. P., & Kurniawan, R. (2017). Analisis Pemetaan Risiko Bencana Banjir di Indonesia Tahun 2011 – 2015 Menggunakan Fuzzy C-Means. *INA-Rxiv*, *2011*, 97–104. https://doi.org/10.17605/osf.io/5kdvu

Puspita, S. R. A., Indwiarti, & Nhita, F. (2018). Implementasi Algoritma Fuzzy C-Means untuk Mengkategorikan Tingkat Penjualan Produk pada Data Transaksi Swalayan. *E-Proceeding of Engineering*, *5*(3), 8206–8217.

Putri, G. N. S., Ispriyanti, D., & Widiharih, T. (2022). Implementasi Algoritma Fuzzy C-Means Dan Fuzzy Possibilistics C-Means Untuk Klasterisasi Data Tweets Pada Akun Twitter Tokopedia. *Jurnal Gaussian*, *11*(1), 86–98. https://doi.org/10.14710/j.gauss.v11i1.33996

Setiawan, K. E., & Kurniawan, A. (2021). Pengelompokkan Rumah Sakit di Jakarta Menggunakan Model DBSCAN, Gaussian Mixture dan Hierarchical Clustering. *Jurnal Informatika Terpadu*, *7*(2), 62–69. https://journal.nurulfikri.ac.id/index.php/JIT

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. https://doi.org/10.30871/jaic.v6i1.3855

Siyamto, Y. (2017). Pemanfaatan Data Mining Dengan Metode Clustering Untuk Evaluasi Biaya Dokumen Ekspor Di PT Winstar Batam. *Media Informatika Budidarma*, *1*(2), 28–31.