

PEMETAAN DAERAH DI KOTA KENDARI BERDASARKAN PERSEBARAN PENYAKIT MENULAR MENGGUNAKAN FUZZY C MEANS

Dwi Pratiwi Aprilya Wahid, Argitha Trihapsari, Auliyah Afifah Hakim, Rizal Adi Saputra

Teknik Informatika, Universitas Halu Oleo

Kampus Hijau Bumi Tridharma, Anduonohu, Kec. Kambu, Kota Kendari, Kota Kendari 93232

dwi.prty4@gmail.com

ABSTRAK

Penyakit menular disebabkan oleh agen biologis seperti virus, bukan oleh faktor fisik seperti luka bakar atau zat kimia seperti keracunan. Contoh penyakit menular meliputi diare, malaria, HIV, dan TBC. Pemetaan daerah berdasarkan penyebaran penyakit menular sangat penting untuk memahami dan mengatasi masalah kesehatan masyarakat, serta untuk merencanakan penyebaran fasilitas kesehatan oleh pemerintah. Penelitian ini bertujuan memetakan daerah di Kota Kendari berdasarkan penyebaran penyakit menular menggunakan metode Fuzzy C-Means (FCM), yang efektif dalam mengelompokkan data yang memiliki karakteristik samar dan tidak jelas, seperti data penyebaran penyakit. Hasil penelitian menunjukkan bahwa Fuzzy C-Means adalah alat yang berguna dan dapat diandalkan untuk memetakan daerah berdasarkan penyebaran penyakit. Analisis data penyakit menular di Kota Kendari pada tahun 2023 menghasilkan dua kelompok utama: kelompok dengan penyebaran rendah dan kelompok dengan penyebaran tinggi. Metode ini menggunakan pengujian validasi seperti metode *Elbow*, *Davies-Bouldin Index*, dan *Shillouette Coefficient* untuk menentukan pembagian kelompok. FCM memberikan hasil baik dalam memetakan distribusi penyakit, dengan nilai keanggotaan setiap fasilitas berkisar antara 0.5 hingga 1.0. Beberapa fasilitas seperti "Puskesmas Benu-Benu" memiliki nilai keanggotaan yang sangat tinggi dalam Cluster 1, sementara fasilitas lain seperti "RS Umum Daerah Kota Kendari" menunjukkan nilai keanggotaan yang tinggi dalam Cluster 2.

Kata kunci: *Clustering, Fuzzy C-Means, Penyakit Menular, Kota Kendari*

1. PENDAHULUAN

Penyakit menular atau infeksi disebabkan oleh agen biologis seperti virus bukan oleh faktor fisik seperti luka bakar atau kimia seperti keracunan. Penyakit menular dapat menyebar melalui berbagai cara, termasuk kontak fisik, udara, cairan tubuh, makanan, minuman, dan gigitan hewan[1]. Contoh penyakit menular adalah diare, malaria, HIV, dan TBC. Kota Kendari sebagai salah satu provinsi di Indonesia, memiliki potensi tinggi untuk menjadi daerah yang rentan terhadap penyebaran penyakit menular. Menurut data BPS pada tahun 2023, penduduk Kota Kendari berjumlah 364.220[2] penduduk, sehingga keberadaan fasilitas kesehatan menjadi sangat krusial untuk memastikan kesehatan masyarakat.

Pemetaan penyakit menular secara geografis membantu dalam mendeteksi wabah lebih awal, mengalokasikan sumber daya kesehatan secara lebih efisien, dan meningkatkan kesiap siagaan terhadap penyakit baru[3].

Informasi ini sangat berharga bagi pemerintah daerah dalam merencanakan dan mengimplementasikan intervensi kesehatan yang tepat sasaran. Berdasarkan data berupa jenis penyakit serta faskes maka dapat dilakukan pengelompokan dengan melakukan analisis klaster menggunakan algoritma Fuzzy C-Means. FCM merupakan salah satu algoritma yang sering digunakan untuk melakukan klaster atau pengelompokkan ini menggunakan pendekatan iteratif untuk menghitung tingkat keanggotaan data dalam kelompok, sehingga data

dapat bergabung menjadi anggota dari masing-masing klaster yang membentuk tingkat atau derajat bagian yang berbeda[4], [5], [6].

Penelitian ini bertujuan untuk memetakan daerah di Kota Kendari berdasarkan persebaran penyakit menular menggunakan metode Fuzzy C-Means (FCM).

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penyakit Menular

Penyakit menular atau infeksi disebabkan oleh agen biologis seperti virus, bakteri, atau parasit, dan bukan oleh faktor fisik seperti luka bakar atau kimia seperti keracunan, penyakit menular dapat menyebar melalui berbagai cara, termasuk kontak fisik, udara, cairan tubuh, makanan, minuman, dan gigitan hewan[1].

Diare merupakan penyakit menular dimana terjadi peningkatan jumlah buang air besar yang terjadi akibat adanya suatu infeksi[7].

Diare disebabkan infeksi virus, bakteri, atau parasit. Cara penularannya adalah melalui feses penderita diare, akibat kontaminasi kuman-kuman tersebut. Diare sering kali dianggap sepele, padahal, penyakit ini berpotensi menyebabkan kematian[8].

Malaria menjadi penyakit menular lewat gigitan nyamuk yang masih banyak ditemui kasusnya di Indonesia. Malaria disebabkan oleh infeksi parasit *Plasmodium* yang ditularkan oleh nyamuk *Anopheles*. Penyakit ini bisa menimbulkan gejala seperti demam, sakit kepala, dan muntah. Jika tidak diobati, malaria bisa menyebabkan koma dan bahkan kematian[9].

pada tahun 2020, kasus malaria di Kota Kendari mencapai 52 penderita[10].

HIV (*Human Immunodeficiency Virus*) adalah virus yang dapat melemahkan sistem kekebalan tubuh. Jika tidak diobati, HIV dapat berkembang menjadi AIDS, yaitu kondisi di mana sistem kekebalan tubuh sangat lemah sehingga tubuh menjadi rentan terhadap berbagai infeksi dan penyakit serius[11]. Menurut data pada Badan Pusat Statistika, tahun 2020 di Kota Kendari penderita penyakit HIV mencapai 7 penderita[10].

Pada tahun 2020, penderita penyakit TBC di Kota kendari mencapai 262 penderita[10]. TBC sendiri disebabkan oleh infeksi bakteri *mycobacterium tuberculosis* yang terjadi pada paru-paru. Gejala penyakit menular ini biasanya berupa batuk kronis dan sesak napas[9]. Bakteri penyebab penyakit menular ini diketahui dapat menular melalui udara saat penderita batuk atau bersin. Apabila tidak ditangani segera, bakteri penyebab TBC juga bisa menginfeksi organ tubuh lain, mulai dari tulang, sendi, kelenjar getah bening, ginjal, jantung, hingga selaput otak[9].

2.2. Data Mining

Data mining adalah suatu proses ekstraksi informasi yang berharga dari suatu set data yang besar dan kompleks. Tujuannya adalah mengidentifikasi pola, hubungan, atau informasi yang mungkin tidak terlihat secara langsung dalam data, sehingga dapat memberikan wawasan yang lebih dalam dan bernilai.

Data mining dapat membantu dalam analisis data kesehatan untuk prediksi penyakit, identifikasi pola penyebaran penyakit, dan pengembangan model diagnostik. Dengan memanfaatkan teknik data mining, khususnya algoritma FCM, dapat membantu organisasi membuat keputusan yang lebih informasional dan terarah serta diperoleh kluster-kluster yang menggambarkan tingkat risiko penyebaran penyakit di berbagai daerah[12].

2.3. Clustering

Terdapat beberapa teknik data mining yang digunakan untuk mengekstrak pola dan pengetahuan dari data, salah satunya *clustering* [12]. *Clustering* adalah sebuah teknik dalam *data Mining* dan *machine learning* yang melibatkan pengelompokan sekumpulan objek sehingga mereka yang berada dalam kelompok yang sama (disebut *Kluster*) relatif memiliki karakteristik serupa dibandingkan dengan objek yang berada di luar kelompok[13].

Pada penelitian, ini metode *clustering* yang digunakan adalah *partitional clustering*, metode yang membagi data menjadi sejumlah subset atau kluster yang tidak tumpang tindih (*non-overlapping*) tanpa struktur hierarki tertentu.[13].

Peneliti menggunakan berbagai metode evaluasi dalam analisis kluster untuk menilai keunggulan kluster yang dibentuk oleh algoritma klustering, seperti metode *Elbow*, Koefisien Siluet, dan Indeks Davies-Bouldin (DBI).

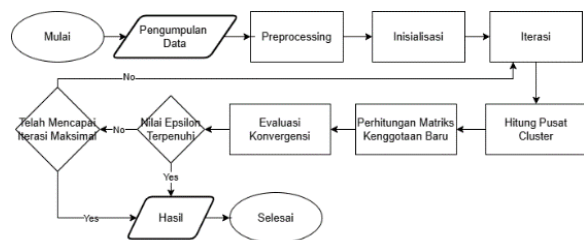
2.4. Fuzzy C-Means

Fuzzy C-Means (FCM) merupakan salah satu metode klustering yang merupakan bagian dari metode *Hard K-Means*. FCM menggunakan model pengelompokan fuzzy sehingga data dapat menjadi anggota dari semua kelas atau kluster terbentuk dengan derajat atau tingkat keanggotaan yang berbeda antara 0 hingga 1. Tingkat keberadaan data dalam suatu kelas atau kluster ditentukan oleh derajat keanggotaannya[14].

3. METODE PENELITIAN

3.1. Pengumpulan Data

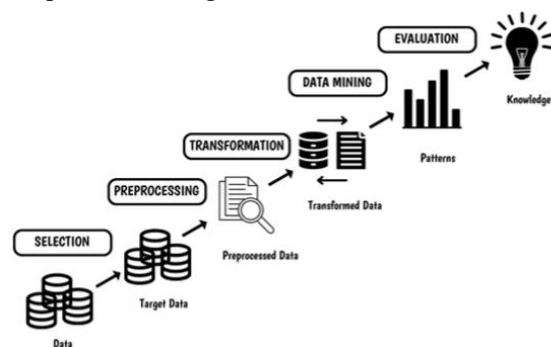
Penelitian ini dimulai dengan pencarian referensi literatur untuk mengidentifikasi topik penelitian. Metode yang digunakan untuk mengumpulkan data adalah dengan menggunakan data sekunder, yaitu data yang telah dikumpulkan sebelumnya oleh pihak lain. Data tersebut nantinya akan diolah sesuai dengan metode FCM. Berikut tahapan singkat dari metode tersebut yang direpresentasikan dalam diagram alir (*Flowchart*).



Gambar 1. Flowchart metode FCM

3.2. Data Mining

Teknik perancangan penelitian merujuk pada Langkah-langkah yang harus dilakukan selama proses penelitian, pada penelitian ini penulis menggunakan tahapan data mining KDD.



Gambar 2. Teknik perancangan

1. *Preprocessing*: Dilakukan tahapan *Handling Missing Value* untuk menghapus baris atau kolom yang memiliki nilai yang hilang dan dilakukan *Standar Scaler* atau normalisasi data.
2. *Data Transformation*: Dilakukan *label encoder* untuk mempersiapkan data agar sesuai dengan persyaratan algoritma FCM. Ini melibatkan konversi tipe data variabel menjadi tipe data numerik.

3. Data Mining: Tahapan data mining melibatkan penerapan algoritma atau pencarian pengetahuan pada data yang telah disiapkan. Dalam konteks ini, algoritma FCM, digunakan untuk mengelompokkan data ke dalam kelompok-kelompok yang serupa.
4. Interpretation: Interpretasi atau Evaluasi, penelitian menggunakan algoritma FCM, analisis hasil eksperimen dilakukan untuk menggali pemahaman mendalam tentang struktur kluster yang dihasilkan. Tahap interpretasi dilakukan dengan metode Elbow, Koefisien Siluet, dan DBI.

3.3. Clustering

Peneliti menggunakan algoritma klustering, seperti metode Elbow, Koefisien Siluet, dan Indeks Davies-Bouldin (DBI).

3.3.1. Metode Elbow

Metode Elbow merupakan salah satu metode untuk menentukan jumlah kluster yang tepat melalui persentase hasil perbandingan antara jumlah kluster yang akan membentuk siku pada suatu titik. Jika nilai kluster pertama dengan nilai kluster kedua memberikan sudut dalam grafik atau nilainya mengalami penurunan paling besar maka jumlah nilai kluster tersebut yang tepat. Untuk mendapatkan perbandingannya adalah dengan menghitung *Sum of Square Error* (SSE) dari masing-masing nilai kluster. Karena semakin besar jumlah nilai kluster K, maka nilai SSE akan semakin kecil. Rumus SSE sesuai dengan Persamaan 1[15].

$$SSE = \sum_{K=1}^K \sum_{X_i} |X_i - C_K|^2 \quad (1)$$

Keterangan:

K = Kluster ke-c

X_i = Jarak data obyek ke-i

C_K = Pusat kluster ke-i

3.3.2. Silhouette Coefficient

Silhouette Coefficient digunakan untuk melihat kualitas dan kekuatan kluster, seberapa baik atau buruknya suatu obyek ditempatkan dalam suatu kluster. Metode ini merupakan gabungan dari metode separasi dan kohesi[15].

$$SC = \max_K SI(K) \quad (2)$$

Keterangan:

SC = *Silhouette Coefficient*

SI = *Silhouette Index Global*

K = Jumlah kluster

3.3.3. Davies Bouldin Index (DBI)

Pendekatan pengujian nilai DBI berupa nilai separasi dan kohesi, berupa jumlah dari kemiripan data terhadap pusat kluster dari kluster tersebut. Separasi adalah jarak antara pusat kluster dari kluster. Kluster yang optimal memiliki nilai separasi yang tinggi dan nilai kohesi yang rendah. Nilai DBI yang semakin mendekati nilai 0 menandakan semakin baik kluster yang diperoleh[15].

$$DBI = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \max_{i \neq j} (R_{i,j}) \quad (3)$$

Keterangan:

K = Jumlah kluster yang digunakan

3.4. Fuzzy C-Means

FCM menggunakan model pengelompokan fuzzy sehingga data dapat menjadi anggota dari semua kelas atau kluster terbentuk dengan derajat atau tingkat keanggotaan yang berbeda antara 0 hingga 1. Tingkat keberadaan data dalam suatu kelas atau kluster ditentukan oleh derajat keanggotaannya[14].

3.4.1. Algoritma Fuzzy C-Means

- a. Masukkan data yang akan dikelompokkan ke dalam sebuah matriks X, dengan ukuran matriks m x n, di mana m adalah jumlah data yang akan dikelompokkan dan n adalah jumlah atribut untuk setiap data. Sebagai contoh X_{ij} = data ke-i ($i=1,2,\dots,m$), atribut ke-j ($j=1,2,\dots,n$).
- b. Setelah itu menetapkan nilai dari jumlah kelompok (c), Fuzzifier (m), tertinggi iterasi ($MaxIter$), perubahan nilai fungsi objektif terendah yang diharapkan (ϵ), fungsi objektif awal, dan Iterasi awal.
- c. Kemudian bilangan baru μ_{ik} dengan i menggunakan banyaknya data dan k menggambarkan banyak kelompok menjadi elemen-elemen awal matriks. Nilai μ_{ik} baru dapat ditentukan secara random.
- d. Selanjutnya untuk mencari nilai pusat kelompok ke-i dapat menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$p = \frac{\sum_{k=1}^n ((\mu_{ik})^m X_k)}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m} \quad (1)$$

Dimana:

μ_{ik} : Nilai bagian objek ke-k dengan pusat kelompok ke-i

X_k : Objek data ke-k

N: Jumlah objek penelitian

m: Fuzzifier.

- e. Selanjutnya untuk mencari fungsi objektif yang terdapat di iterasi ke-t dapat menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$J(P, U, X, c, m) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m d_{ik}^2(x_k, p_i) \quad (4)$$

Dimana:

c: Jumlah kelompok yang diinginkan

N: Jumlah objek penelitian

μ_{ik} : Nilai bagian pada objek ke-k dengan pusat kelompok ke- i yang menjadi bagian dari matriks U

m: Fuzzifier d

$d_{ik}^2(x_k, p_i)$: Jarak dari vektor pengamatan ke-k dengan pusat kelompok ke-i.

- f. Selanjutnya untuk mencari perubahan pada matriks bagian menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$\mu_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \frac{d_{jk}^{2m-1}}{d_{ik}^{2m-1}}} \quad (5)$$

Di mana μ_{ik} merupakan nilai bagian pada objek ke- k menggunakan pusat kelompok ke- i , d_{ik} 2 merupakan jarak dari objek k ke- k ke pusat kelompok ke- i , d_{jk} 2 merupakan jarak dari objek ke- k ke pusat kelompok ke- j , dan m merupakan fuzzifie.

- g. Cara untuk memastikan kondisi iterasi berhenti dapat menggunakan cara sebagai berikut:
- Apabila $|Jt - Jt-1| < \epsilon$ atau $t > MaxIter$ maka berhenti;
 - Apabila tidak: $t = t + 1$, maka mengulangi langkah ke-4.
- h. Setelah mendapatkan iterasi berhenti nilai μ_{ik} terakhir itu kita cari rata rata dengan dua kombinasi tiga yang menghasilkan tiga klaster baru[5].

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pengumpulan Data

Pada tahap ini, data mentah yang telah dikumpulkan akan disajikan untuk memberikan gambaran awal tentang informasi yang akan dianalisis. Data ini diperoleh dari Dinas Kesehatan Provinsi Sulawesi Tenggara, terdiri dari 4.137 entri dengan tiga atribut utama: nama fasilitas kesehatan (faskes), jenis kelamin pasien, dan nama penyakit. Data mentah ini direkapitulasi untuk memastikan keakuratan dan kelengkapan sebelum dilakukan analisis lebih lanjut. Berikut adalah contoh data mentah yang digunakan dalam penelitian ini.

Tabel 1. Contoh data sebelum rekapitulasi

Nama Faskes	Jenis Kelamin	Jenis Penyakit
Puskesmas Abeli	L	TBC
RS Bhayangkara Kendari	P	HIV
Puskesmas Kandai	P	DIARE
Puskesmas Lepo-Lepo	L	MALARIA

Tabel 2 menyajikan data mentah penyebaran penyakit menular di beberapa fasilitas kesehatan di Kota Kendari, Sulawesi Tenggara. Data mencakup nama fasilitas, jenis kelamin pasien, dan empat jenis penyakit: HIV, TBC, Diare, dan Malaria. Data ini akan direkapitulasi berdasarkan nama fasilitas untuk mengeksplorasi distribusi penyakit dan menghitung frekuensi setiap penyakit guna menentukan prevalensi dan polanya. Hasil rekapitulasi dapat dilihat di Tabel 3.

Tabel 2. Contoh data setelah rekapitulasi

Nama Faskes	TBC	HIV	DIARE	MALARIA
Puskesmas Abeli	42	0	225	0
Puskesmas Benua-Benua	35	0	94	0
Puskesmas Jati Raya	32	0	22	0
Puskesmas Kandai	43	0	21	25

Tabel 3 merupakan hasil dari proses rekapitulasi data mengenai penyebaran penyakit menular dari beberapa fasilitas kesehatan di Kota Kendari, Sulawesi Tenggara. Tabel ini menunjukkan jumlah kasus penyakit menular yang tercatat di setiap fasilitas kesehatan untuk empat jenis penyakit, yaitu TBC, HIV, Diare, dan Malaria. Setelah rekapitulasi dilakukan, data menjadi lebih terstruktur dan siap untuk dianalisis lebih lanjut.

4.2. Preprocessing

Pada penelitian ini dilakukan dua tahapan preprocessing. Pertama, *Handling Missing Value* untuk menghapus baris atau kolom yang memiliki nilai yang hilang. Kedua, tahap normalisasi data yang merupakan proses untuk mengubah nilai dari suatu variabel ke dalam rentang yang seragam.

Tabel 3. Data setelah tahapan preprocessing

Nama Faskes	TBC	HIV	Diare	Malaria
Puskesmas Abeli	-0.429485	-0.377230	0.747104	-0.562011
Puskesmas Benua-Benua	-0.560768	-0.377230	-0.193056	-0.562011
Puskesmas Jati Raya	-0.617033	-0.377230	-0.709785	-0.562011
Puskesmas Kandai	-0.410730	-0.377230	-0.716961	0.843016

Tabel 4 menunjukan hasil tahapan *StandardScaler* dan normalisasi yang bertujuan untuk memastikan bahwa model machine learning yang dibangun bekerja dengan data yang distandardisasi, sehingga dapat meningkatkan kinerja dan akurasi model.

4.3. Data Transformasi

Pada tahapan ini dilakukan *label encoder* untuk mempersiapkan data agar sesuai dengan persyaratan algoritma Fuzzy C-Means. Ini melibatkan konversi tipe data variabel menjadi tipe data numerik.

Tabel 4. Data setelah tahapan transformasi

Nama Faskes	TBC	HIV	Diare	Malaria
0	-0.429485	-0.377230	0.747104	-0.562011
1	-0.560768	-0.377230	-0.193056	-0.562011
2	-0.617033	-0.377230	-0.709785	-0.562011
3	-0.410730	-0.377230	-0.716961	0.843016

Tabel 5 menampilkan data setelah melalui proses transformasi menggunakan Label Encoder, yang bertujuan untuk mempersiapkan data agar sesuai dengan kebutuhan algoritma Fuzzy C-Means. Transformasi ini penting karena kolom 'Nama Faskes' dalam data asli awalnya berupa tipe data kategorikal (objek atau string), yang perlu diubah menjadi tipe data numerik agar dapat diolah oleh algoritma klastering seperti Fuzzy C-Means.

4.4. Data Mining

Tahapan ini dilakukan dengan menerapkan algoritma Fuzzy *C-Means* dan menggunakan *software Microsoft Excel* untuk membantu proses *klustering*. Berikut adalah tahapan-tahapan dalam algoritma Fuzzy *C-Means*.

4.4.1. Inisialisasi

Inisialisasi adalah langkah awal di mana parameter dan kondisi awal ditetapkan sebelum algoritma dimulai untuk memproses data. Berikut adalah nilai-nilai yang digunakan dalam inisialisasi model Fuzzy *C-Means*:

- Jumlah kluster = 2
- Koefisien Fuzzy = 2
- Threshold konvergensi = 0.005
- Maksimum iterasi = 1000

4.4.2. Perhitungan Centroid

Setelah inisialisasi, langkah selanjutnya adalah menghitung nilai centroid untuk setiap kluster. *Centroid* merupakan titik pusat dari masing-masing kluster berdasarkan tingkat keanggotaan dari setiap titik data dalam kluster tersebut. Pada Tabel 6 menunjukkan nilai-nilai centroid untuk masing-masing kluster.

Tabel 5. Nilai centroid

	TBC	HIV	DIARE	MALARIA
C1	-0.4266812	-0.27106231	-0.12878797	-0.3025197
C2	1.25500336	0.75202231	0.22808581	0.7526682

Tabel 6 menampilkan koordinat dua *centroid* (C1 dan C2) untuk variabel TBC, HIV, diare, dan malaria setelah proses klusterisasi menggunakan algoritma FCM. Kluster 1 memiliki nilai *centroid* yang negatif untuk semua variabel, menunjukkan bahwa pusat kluster ini cenderung memiliki nilai yang lebih rendah untuk setiap variabel tersebut. Di sisi lain, Kluster 2 memiliki nilai *centroid* yang positif untuk semua variabel, menunjukkan bahwa pusat kluster ini cenderung memiliki nilai yang lebih tinggi. Secara keseluruhan, Kluster 1 menggambarkan kelompok penyakit dengan tingkat penyebaran rendah, sementara Kluster 2 menggambarkan kelompok dengan tingkat penyebaran tinggi.

4.4.3. Derajat Keanggotaan

Setelah menentukan *centroid* untuk setiap variabel, langkah selanjutnya adalah menetapkan derajat keanggotaan untuk setiap fasilitas kesehatan dan mengelompokkannya ke dalam kluster yang paling sesuai. Derajat keanggotaan ini mengindikasikan seberapa dekat atau jauh setiap fasilitas kesehatan dari centroid masing-masing kluster yang telah ditetapkan sebelumnya. Derajat keanggotaan masing-masing fasilitas kesehatan terhadap kluster dapat dilihat dalam Tabel 7.

Tabel 6. Derajat keanggotaan

Nama Faskes	Derajat Keanggotaan		Kluster Terdekat
	Kluster 1	Kluster 2	
Puskesmas Abeli	0.87835	0.12165	1
Puskesmas Benua-Benua	0.98470	0.01530	1
Puskesmas Jati Raya	0.94228	0.05772	1
Puskesmas Kandai	0.74737	0.25263	1
Puskesmas Kemaraya	0.94883	0.05117	1
Puskesmas Labibia	0.9807	0.05117	1
Puskesmas Lepo-Lepo	0.26630	0.73370	2
Puskesmas Mata	0.83456	0.16544	1
Puskesmas Mekar	0.95921	0.04079	1
Puskesmas Mokoau	0.71318	0.28682	1
Puskesmas Nambo	0.96162	0.03838	1
Puskesmas Perumnas	0.43262	0.56738	2
Puskesmas Poasia	0.34657	0.65343	2
Puskesmas Puuwatu	0.46377	0.53623	2
Puskesmas Wua-Wua	0.84852	0.15148	1
RS Bahteramas Provinsi Sultra	0.27950	0.72050	1
RS Bhayangkara Kendari	0.91011	0.08989	1
RS Hermina Kota Kendari	0.91158	0.08842	1
RS TK. IV Dr. R. Ismoyo	0.83751	0.16249	1
RS Umum Daerah Kota Kendari	0.47784	0.52216	2

Berdasarkan Tabel 7, terdapat 15 fasilitas kesehatan yang memiliki derajat keanggotaan paling tinggi terhadap Kluster 1. Hal ini menunjukkan bahwa fasilitas-fasilitas kesehatan tersebut memiliki nilai atribut yang lebih mendekati centroid Kluster 1 dalam analisis menggunakan FCM. Sebaliknya, terdapat 5 fasilitas kesehatan yang memiliki derajat keanggotaan tertinggi terhadap Kluster 2, menunjukkan bahwa fasilitas-fasilitas ini lebih mendekati *centroid* Kluster 2 dalam analisis yang sama. Informasi lengkap mengenai hasil kluster dapat ditemukan pada Tabel 8 di bawah ini.

Tabel 7. Hasil kluster penyebaran penyakit menular

Kluster 1	Kluster 2
Puskesmas Abeli	Puskesmas Lepo-Lepo
Puskesmas Benua-Benua	Puskesmas Perumnas
Puskesmas Jati Raya	Puskesmas Poasia
Puskesmas Kandai	Puskesmas Puuwatu
Puskesmas Kemaraya	RS Umum Daerah Kota Kendari
Puskesmas Labibia	
Puskesmas Mata	
Puskesmas Mekar	
Puskesmas Mokoau	
Puskesmas Nambo	
Puskesmas Wua-Wua	

Klaster 1	Klaster 2
RS Bahteramas Provinsi Sultra	
RS Bhayangkara Kendari	
RS Hermina Kota Kendari	
RS TK. IV Dr. R. Ismoyo	

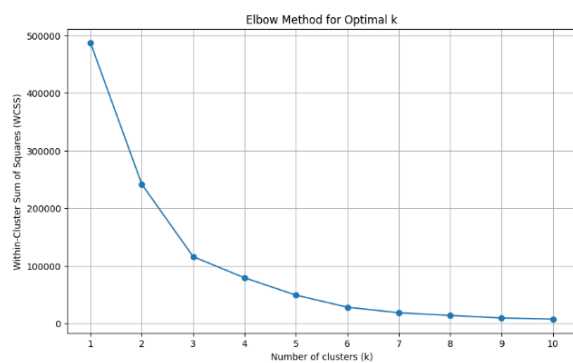
Tabel 8 menunjukkan hasil pengelompokan akhir fasilitas kesehatan ke dalam dua klaster berdasarkan analisis FCM. Klaster 1 berisi 15 fasilitas dengan tingkat penyebaran penyakit menular rendah dan klaster 2 berisi 5 fasilitas kesehatan dengan tingkat penyebaran tinggi di Kota Kendari, Sulawesi Tenggara.

4.5. Evaluasi

Evaluasi dilakukan untuk menilai kemampuan algoritma FCM dalam mengidentifikasi dan mengelompokkan fasilitas kesehatan berdasarkan penyebaran penyakit menular, sehingga hasilnya dapat memberikan pemahaman yang lebih mendalam mengenai distribusi penyakit menular di Kota Kendari. Evaluasi ini juga membantu menentukan apakah jumlah klaster yang dihasilkan optimal dan sejauh mana klaster tersebut dapat diinterpretasikan dengan tepat untuk mendukung pengambilan keputusan dalam manajemen kesehatan masyarakat. Penulis menggunakan tiga metode evaluasi, yaitu *Elbow Method*, *Silhouette Coefficient*, dan Davies-Bouldin Index (DBI).

4.5.1. Elbow Method

Berikut adalah grafik hasil evaluasi menggunakan *Elbow Method* yang menentukan jumlah klaster optimal dalam analisis penyebaran penyakit menular di Kota Kendari.

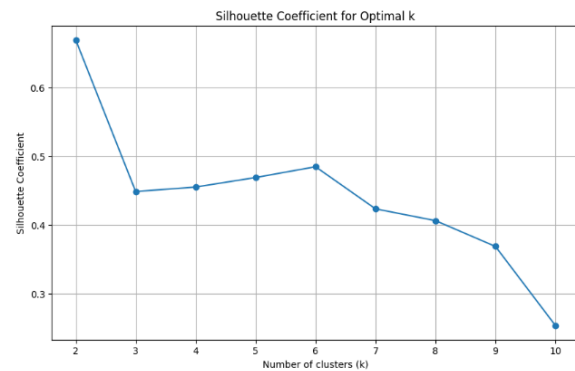


Gambar 3. Evaluasi *elbow method*

Gambar 3 menunjukkan bahwa *elbow point* terletak pada klaster nomor 2. Pada titik ini, penambahan klaster tidak lagi memberikan penurunan yang signifikan dalam nilai fungsi objektif, yang mengindikasikan titik di mana jumlah klaster menjadi optimal. Hal ini menunjukkan bahwa pengelompokan fasilitas kesehatan menjadi dua klaster adalah solusi yang paling tepat untuk mencerminkan variasi dalam penyebaran penyakit menular di Kota Kendari, Sulawesi Tenggara.

4.5.2. Silhouette Coefficient

Silhouette Coefficient adalah metode evaluasi yang digunakan untuk mengukur sejauh mana setiap titik data sesuai dengan klaster yang telah ditugaskan kepadanya. Metode ini memberikan nilai dari -1 hingga +1, di mana nilai yang lebih tinggi menunjukkan bahwa titik data lebih cocok dengan klaster tempatnya berada daripada dengan klaster lainnya. Grafik hasil evaluasi menggunakan *Silhouette Coefficient* tersedia dalam Gambar 4 di bawah ini.

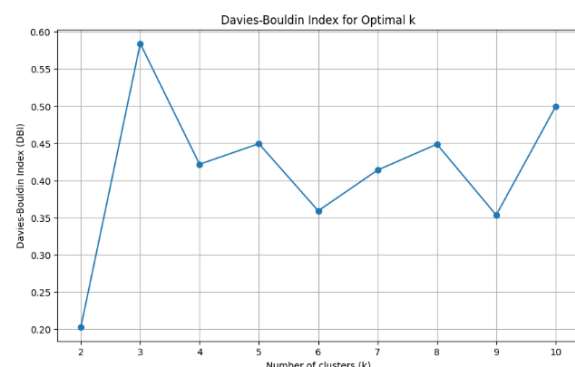


Gambar 4. Evaluasi *silhouette coefficient*

Gambar diatas menunjukkan nilai *Silhouette Coefficient* tertinggi terjadi ketika jumlah klaster adalah 2, dengan nilai mencapai 0.50. Hal ini menunjukkan bahwa pengelompokan faskes menjadi dua klaster memberikan hasil yang optimal dibandingkan dengan jumlah klaster lainnya.

4.5.3. Davies-Bouldin Index (DBI)

Davies-Bouldin Index (DBI) adalah metode evaluasi yang digunakan untuk mengukur kualitas pengelompokan data berdasarkan pada jarak antara klaster dan pusat klaster serta interklaster. Metode ini memberikan nilai numerik, di mana nilai yang lebih rendah menunjukkan bahwa pengelompokan data lebih baik.

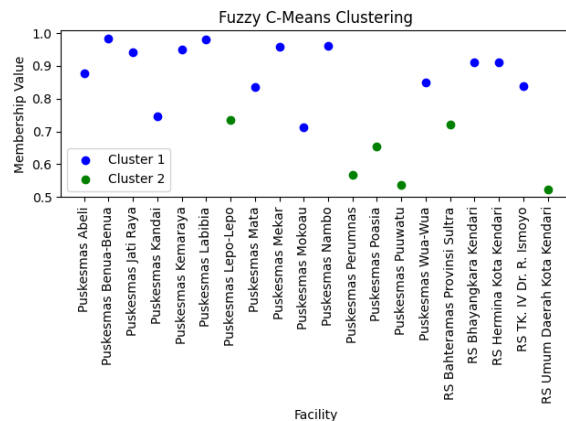


Gambar 5. Evaluasi DBI

Gambar 5 menunjukkan nilai DBI terendah pada saat jumlah klasternya berada di nomor 2 dengan nilai DBI 0.65. Hal ini menunjukkan bahwa pengelompokan fasilitas kesehatan menjadi dua

klaster memberikan hasil yang baik berdasarkan Davies-Bouldin Index (DBI).

4.6. Visualisasi



Gambar 6. Keanggotaan FCM

Gambar 6 menunjukkan hasil klasterisasi menggunakan metode FCM, di mana sumbu horizontal mewakili berbagai jenis fasilitas kesehatan dan sumbu vertikal mewakili nilai keanggotaan masing-masing fasilitas ke dalam dua klaster yang telah diidentifikasi. Titik-titik biru dalam Klaster 1 menggambarkan nilai keanggotaan fasilitas kesehatan terhadap klaster ini, sedangkan titik-titik hijau dalam Klaster 2 menggambarkan nilai keanggotaan fasilitas kesehatan terhadap klaster ini.

Fasilitas dengan nilai keanggotaan mendekati 1 menunjukkan kesesuaian yang sangat tinggi dengan karakteristik klaster tersebut. Di sisi lain, nilai keanggotaan mendekati 0,5 menunjukkan karakteristik yang tidak jelas atau cenderung ke kedua klaster, menunjukkan afiliasi yang hampir sama dengan keduanya.

Fasilitas-fasilitas dengan nilai keanggotaan rendah pada Klaster 1 (misalnya sekitar 0,5 hingga 0,7) menunjukkan bahwa fasilitas-fasilitas tersebut tidak sepenuhnya cocok dengan karakteristik Klaster 1 dan mungkin memiliki beberapa karakteristik yang lebih dekat dengan Klaster 2. Di sisi lain, fasilitas-fasilitas dengan nilai keanggotaan tinggi pada Klaster 2 (mendekati 1) menunjukkan kesesuaian yang sangat baik dengan karakteristik Klaster 2.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menyimpulkan bahwa metode Fuzzy C-Means (FCM) efektif untuk pemetaan daerah di Kota Kendari berdasarkan persebaran penyakit menular. Dua klaster terbukti optimal untuk menggambarkan variasi penyebaran penyakit, divalidasi dengan metode Elbow, Silhouette Coefficient, dan Davies-Bouldin Index. Pengelompokan menunjukkan dua klaster dengan tingkat penyebaran rendah dan tinggi. Evaluasi menunjukkan FCM memberikan hasil baik dalam memetakan distribusi penyakit, dengan nilai keanggotaan setiap fasilitas berkisar antara 0.5 hingga

1.0. Beberapa fasilitas seperti “Puskesmas Benua-Benua” memiliki nilai keanggotaan yang sangat tinggi dalam Cluster 1, sementara fasilitas lain seperti “RS Umum Daerah Kota Kendari” menunjukkan nilai keanggotaan yang tinggi dalam Cluster 2.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] O. J. Sumampouw, *Pemberantasan Penyakit Menular*. Yogyakarta: Deepublish, 2017. Accessed: Jun. 11, 2024.
- [2] Badan Pusat Statistik, “Jumlah Penduduk Menurut Kabupaten/Kota (Jiwa), 2021-2023,” Badan Pusat Statistika. Accessed: Jun. 10, 2024. [Online]. Available: <https://sultra.bps.go.id/indicator/12/371/1/jumlah-penduduk-menurut-kabupaten-kota.html>
- [3] World Health Organization, “Risk Mapping for Emerging Infectious Diseases (EID),” World Health Organization. Accessed: Jun. 11, 2024. [Online]. Available: [https://www.who.int/indonesia/news/detail/07-10-2019-risk-mapping-for-emerging-infectious-diseases-\(eid\)](https://www.who.int/indonesia/news/detail/07-10-2019-risk-mapping-for-emerging-infectious-diseases-(eid))
- [4] A. Indriyanti, A. Nugroho, and I. Romli, “Penerapan Algoritma Fuzzy C-Means Untuk Pengelompokan Data Penduduk Miskin Di Indonesia Berdasarkan Kabupaten dan Kota,” *Prosiding SAINTEK: Sains dan Teknologi*, vol. 1, no. 1, Jul. 2022, Accessed: Jul. 02, 2024. [Online]. Available: <https://jurnal.pelitabangsa.ac.id/index.php/SAINTeK>
- [5] E. D. Buana, “PENERAPAN FUZZY C-MEANS DAN FUZZY SUBTRACTIVE CLUSTERING PADA PARIWISATA DI JAWA TIMUR IBRAHIM MALANG 2023,” Malang, Aug. 2023.
- [6] F. Novianti, Y. R. A. Yasmin, and D. C. R. Novitasari, “Penerapan Algoritma Fuzzy C-Means (FCM) dalam Pengelompokan Provinsi di Indonesia berdasarkan Indikator Penyakit Menular Manusia,” *JUMANJI*, vol. 6, no. 1, pp. 2598–8069, May 2022, doi: <https://doi.org/10.26874/jumanji.v6i1.103>.
- [7] D. Anggraini and O. Kumala, “Diare Pada Anak,” *Journal Scientific*, vol. 2, no. 04, p. 309, Jul. 2022, doi: <https://doi.org/10.56260/sciena.v1i4.60>.
- [8] G. Fensynthia, “9 Penyakit Menular yang Umum di Indonesia,” Alodokter. Accessed: Jun. 11, 2024. [Online]. Available: <https://www.alodokter.com/penyakit-menular-yang-umum-di-indonesia>
- [9] T. Savitri, “Mengenal Jenis Penyakit Menular yang Umum di Indonesia,” hallosehat. Accessed: Jun. 12, 2024. [Online]. Available: <https://hallosehat.com/infeksi/penyakit-menular/>
- [10] Badan Pusat Statistika, “Jumlah Kasus Penyakit Menurut Kabupaten/Kota dan Jenis Penyakit di Sulawesi Tenggara, 2020,” Badan Pusat

- Statistika. Accessed: Jun. 12, 2024. [Online]. Available: <https://sultra.bps.go.id/statictable/2021/04/27/3075/jumlah-kasus-penyakit-menurut-kabupaten-kota-dan-jenis-penyakit-di-sulawesi-tenggara-2020.html>
- [11] Yayasan KNCV Indonesia, “Mengenal HIV dan AIDS serta Tanda-tanda Gejalanya,” Kemenkes. Accessed: Jun. 12, 2024. [Online]. Available: <https://ayosehat.kemkes.go.id/mengenal-hiv-dan-aids-serta-tanda-tanda-gejalanya>
- [12] P. Rahayu *et al.*, *BUKU AJAR DATA MINING*. Jambi: PT. Sonpedia Publishing Indonesia, 2024.
- [13] Revou, “Clustering,” Revou. Accessed: Jun. 13, 2024. [Online]. Available: <https://revou.co/kosakata/clustering>
- [14] Dorteus. L. Rahakbauw, Venn. Y. I. Ilwaru, and M. H. Hahury, “IMPLEMENTASI FUZZY C-MEANS CLUSTERING DALAM PENENTUAN BEASISWA,” *Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, vol. 11, no. 1, pp. 1–11, Mar. 2017, doi: <https://doi.org/10.30598/barekengvol11iss1pp1-12>.
- [15] D. Ayu, I. C. Dewi, and K. Pramita, “Analisis Perbandingan Metode Elbow dan Sillhouette pada Algoritma Clustering K-Medoids dalam Pengelompokan Produksi Kerajinan Bali,” *JURNAL MATRIX*, vol. 9, no. 3, p. 102, 2019, doi: <https://dx.doi.org/10.31940/matrix.v9i3.1662>.