



Perbandingan Metode Clustering dalam Pengelompokan Data Puskesmas pada Cakupan Imunisasi Dasar Lengkap

Pelsri Ramadar Noor Saputra¹, Ahmad Chusyairi²

¹Teknik Informatika, Informatika, Sekolah Tinggi Ilmu Komputer PGRI Banyuwangi

²Teknik Informatika, Informatika, Universitas Bina Insani

¹ramayana.x@gmail.com, ²ahmadchusyairi@binainsani.ac.id

Abstract

The coverage of Health Care Center toward Universal Child Immunization (UCI) at Banyuwangi Regency in 2018 met the target 91%. Unfortunately, with a high amount of immunization, the number of infant deaths reached 138 infants. Total number increased 111 from the previous year. A review of the complete basic immunization data needs to be done. In this research, a clustering method was proposed by comparing the K-Means and Fuzzy C-Means (FCM) algorithm in grouping Health Care Center data. Silhouette Coefficient and Standard Deviation were used to evaluate clusters that were performed to find out the accuracy in grouping data. The result showed that the FCM algorithm was better than K-Means based on Silhouette Coefficient results that were positive value, and the calculation of Standard Deviation had a smaller result that was 0.0918 than K-Means with the results of 0.0942. The Grouping of Health Care Center data can be considered by the Health Department of Banyuwangi Regency in evaluating complete basic immunization services, especially in groups with poor immunization services to reduce infant and child mortality, so a disease that can be prevented with immunization become lower.

Keywords: clustering, fuzzy c-means, k-means, health care centers, silhouette coefficient

Abstrak

Cakupan puskesmas terhadap *Universal Child Immunization* (UCI) di Kabupaten Banyuwangi tahun 2018 memenuhi target 91%. Tetapi dengan cakupan imunisasi yang tinggi jumlah kematian bayi pada tahun 2018 mencapai 138 jiwa, meningkat dari tahun sebelumnya yang mencapai 111 jiwa. Maka perlu dilakukan kajian kembali terhadap data Imunisasi Dasar Lengkap (IDL) oleh puskesmas. Dalam penelitian ini diusulkan metode *clustering* dengan mengkomparasi algoritma *K-Means* dan *Fuzzy C-Means* (FCM) *Clustering* dalam pengelompokan data puskesmas. Dalam mengevaluasi hasil *cluster* yang terbentuk, digunakan metode *Silhouette Coefficient* serta *Standard Deviation* untuk mengetahui ketepatan dalam pengelompokan data. Didapatkan bahwa hasil pengelompokan algoritma FCM lebih baik berdasarkan nilai *Silhouette Coefficient* yang memiliki nilai positif dibandingkan *K-Means* yang memiliki nilai minus, serta perhitungan *Standard Deviation* memiliki hasil lebih kecil yaitu 0.0918 daripada *K-Means* dengan hasil 0.0942. Pengelompokan data puskesmas ini dapat menjadi masukan bagi dinas kesehatan Kabupaten Banyuwangi dalam mengevaluasi pelayanan IDL terutama pada kelompok puskesmas dengan layanan imunisasi rendah guna menekan angka kematian bayi dan anak sehingga Penyakit yang Dapat Dicegah Dengan Imunisasi (PD3I) menjadi lebih rendah.

Kata kunci: clustering, fuzzy c-means, k-means, puskesmas, silhouette coefficient.

1. Pendahuluan

World Health Organization (WHO) menetapkan program imunisasi secara global pada tahun 1974 sebagai komponen penting bagi pelayanan kesehatan ibu dan anak, terutama kesehatan primer [1]. Imunisasi Dasar Lengkap (IDL) merupakan salah satu cara dalam mengurangi angka kematian bayi dan anak dikarenakan imunisasi bertujuan dalam meningkatkan kekebalan tubuh dan menghindari resiko Penyakit yang Dapat

Dicegah Dengan Imunisasi (PD3I) seperti campak, hepatitis, tuberkulosis, dan sebagainya [2]. Berdasarkan data dari Kementerian Kesehatan RI tahun 2018 melaporkan bahwa imunisasi dasar lengkap di Indonesia sebesar 90,61%. Angka ini sedikit di bawah target renstra (rencana strategis) Kementerian Kesehatan sebesar 92,5% yang ditetapkan [3]. Banyak faktor yang menyebabkan target belum tercapai antara lain: pengetahuan ibu, status ekonomi, dukungan keluarga, serta penyuluhan dari tenaga kesehatan [4], [5].

Pencapaian *Universal Child Immunization* (UCI) merupakan gambaran cakupan imunisasi lengkap pada bayi dan anak yang merupakan upaya perlindungan sedini mungkin terhadap penularan PD3I dengan target $\geq 80\%$. Cakupan puskesmas terhadap UCI di Kabupaten Banyuwangi pada tahun 2018 memenuhi target 91% [6]. Akan tetapi dengan cakupan imunisasi yang tinggi jumlah kematian bayi pada tahun 2018 mencapai 138 jiwa, meningkat dari tahun sebelumnya yang mencapai 111 jiwa [7].

Hal ini dibuktikan dengan diterbitkan keputusan oleh Bupati Banyuwangi dengan nomor 188/34/KEP/429.011/2018 mengenai penetapan Kejadian Luar Biasa (KLB) difteri [8]. Dari permasalahan tersebut, perlu dilakukan kajian kembali terhadap data IDL yang dilaksanakan oleh setiap puskesmas. Data yang dipergunakan merupakan data *unsupervised*, sehingga diusulkan metode *clustering* di dalam penelitian ini dengan mengkomparasi algoritma *K-Means* dan *Fuzzy C-Means Clustering* dalam pengelompokan data puskesmas.

Clustering merupakan proses pengelompokan berdasarkan persamaan anggota pada setiap partisi dalam matriks tertentu [9]. Berdasarkan analisa *cluster* memiliki tujuan mengelompokkan n objek atau individu kedalam beberapa m kluster berdasarkan karakteristiknya [10], sehingga *cluster* memiliki sifat berbeda antar kelompok, sedangkan setiap kelompoknya memiliki sifat relatif homogen. Dalam menganalisa data dibutuhkan beberapa proses antara lain: standarisasi data, pengukuran kemiripan objek, dan pemilihan prosedur analisis *cluster* [11].

K-Means merupakan bagian dari metode *clustering* dengan teknik *unsupervised* yang mempartisi data kedalam dua atau lebih kelompok [12] dengan konsep dasar data yang semakin mendekati pusat *cluster*, maka data adalah bagian dari *cluster* tersebut [13]. Proses dalam *K-Means* secara acak memilih sejumlah pusat *cluster* sesuai dengan jumlah *cluster* yang ditentukan. Dalam tiap iterasinya dihitung keanggotaan data terhadap pusat *cluster* baru. Proses akan berhenti apabila pusat *cluster* serta keanggotaan data tidak berubah [14].

Sedangkan *Fuzzy C-Means* (FCM) merupakan metode *cluster* dengan konsep mengelompokkan data berdasarkan derajat keanggotaan data. FCM bersifat *soft clustering* karena berdasarkan pada logika *fuzzy*, sebuah data dapat menjadi bagian dari dua atau lebih *cluster* dengan bobot keanggotaan berkisar antara 0 dan 1 [15], [16]. Proses FCM menghitung jarak antara pusat *cluster* dengan setiap data, sehingga dapat ditetapkan keanggotaan semua titik data terhadap tiap pusat *cluster*.

Penelitian terdahulu dalam perbandingan algoritma *K-Means* dan FCM yang dilakukan oleh Agustina dan Prihandoko [17] membahas mengenai tingkat kedisiplinan kinerja karyawan di Sekolah Tinggi Teknologi (STT) Bandung dengan mengevaluasi tingkat

kedisiplinan karyawan. Penelitian yang dilakukan oleh Ramadhan, Efendi, serta Mustakim [18] dalam pengelompokan data *User Knowledge Modelling*, dimana dari kedua penelitian tersebut dilakukan perbandingan terhadap algoritma *K-Means* dengan FCM *Clustering*. Dipergunakan metode *Silhouette Coefficient* Untuk menghitung tingkat keakurasian kedua metode tersebut.

Penelitian yang diangkat oleh Rodiyansyah [13] yaitu menganalisa data polusi udara pada suatu perkotaan. Sebagai proses analisis *cluster* data polusi udara harian berdasarkan hari, waktu, dan beban polutan yang mengandung zat kimia berbahaya. Dari hasil kaji banding antara FCM dengan *K-Means*, dipergunakan perhitungan *Standard Deviation* dalam tingkat keakurasian dari kedua metode yang diusulkan.

Maka penelitian ini berfokus dalam pengelompokan data puskesmas menggunakan algoritma *K-Means* dan FCM, Metode *Silhouette Coefficient* serta *Standard Deviation* digunakan dalam perbandingan kedua metode yang digunakan dan mengevaluasi hasil *cluster* yang terbentuk. *Silhouette Coefficient* merupakan metode evaluasi dalam menguji hasil *clustering* yang terbentuk. Metode ini merupakan gabungan dari metode *separation* dan *cohesion* [19]. Hasil terbaik dari pengujian kedua metode yang diusulkan diharapkan dapat menjadi usulan dan masukan bagi dinas kesehatan Kabupaten Banyuwangi dalam mengevaluasi pelayanan IDL terutama pada kelompok puskesmas dengan layanan imunisasi rendah guna menekan angka kematian bayi dan anak dalam PD3I menjadi lebih rendah.

2. Metode Penelitian

2.1. Algoritma Min-Max

Normalisasi data digunakan untuk menskalakan nilai data dalam rentang yang ditentukan dalam memudahkan tahapan-tahapan perhitungan seperti perhitungan kesamaan atau operasi *clustering* [20]. Salah satu metode normalisasi adalah metode *Min-Max* yang merupakan teknik sederhana dalam penskalaan nilai berdasarkan batas-batas yang ditentukan [21]. Persamaan *Min-Max* ditunjukkan sebagai berikut:

$$X_i = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (1)$$

Tahapan metode *Min-Max* dilakukan dengan mencari nilai terkecil dan terbesar dalam *dataset* layanan imunisasi puskesmas terlebih dahulu, dengan persamaan (1) metode ini akan menghasilkan *dataset* baru dengan rentang nilai dari 0 hingga 1.

2.2. K-Means Clustering

Langkah-langkah dalam penyelesaian *cluster* menggunakan *K-Means* adalah set jumlah cluster yaitu tiga cluster serta maksimum iterasi yaitu 100. Selanjutnya tentukan titik pusat *cluster* awal (*centroid*

awal) secara acak dari normalisasi dataset imunisasi. hitung jarak tiap data terhadap pusat *cluster* untuk mencari jarak terdekat menggunakan *Eucledian Distance* dengan persamaan [18]:

$$d(x_i, \mu_i) = \sqrt{(x_i, \mu_i)^2 + \dots + (x_n, \mu_n)^2} \quad (2)$$

Didapatkan kelompok tiap data berdasarkan jarak terdekat dari tiap *cluster*. Kemudian hitung nilai *Within Centroid Variance* (WCV) yaitu rata-rata nilai data tiap *cluster* dengan persamaan:

$$C_k = \frac{1}{n_k} \sum d_i \quad (3)$$

Hitung nilai *Between Cluster Variance* (BCV) berdasarkan nilai rata-rata yang didapat dari kelompok tiap *cluster* yang didapat dari persamaan (2). Kemudian hitung nilai rasio dengan rumus Rasio = BCV/WCV. Proses *K-Means* akan berhenti apabila keanggotaan data tiap *cluster* tidak berubah atau nilai rasio dalam iterasi lebih kecil sama dengan nilai rasio pada iterasi sebelumnya. Jika tidak, maka lanjut iterasi dengan mengeset nilai pusat *cluster* dengan nilai rata-rata dari kelompok *cluster* yang didapat.

2.3. Fuzzy C-Means

Langkah-langkah yang dilakukan pada algoritma *Fuzzy C-Means* adalah ditentukan jumlah *cluster* sebanyak 3 *cluster*, error terkecil yang diharapkan *epsilon* (ϵ) yaitu 0.0001, nilai maksimum iterasi, dan nilai matriks partisi awal tiap data pada setiap *cluster* secara acak. Hitung jumlah setiap data pada normalisasi dataset imunisasi dengan data matriks partisi awal dengan persamaan:

$$Q_i = \sum_{k=1}^c \mu_{ik} \quad (4)$$

$$\mu_{ik} = \frac{\mu_{ik}}{Q_i} \quad (5)$$

dari derajat keanggotaan ketiga *cluster* tersebut, hitung nilai rata-rata tiap *cluster* untuk mendapatkan nilai pusat *cluster*. Kemudian hitung nilai rata-rata fungsi objektif antara data normalisasi imunisasi dengan pusat *cluster* dengan persamaan:

$$P_i = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c ([\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2] \mu_{ik})^w \quad (6)$$

Proses FCM akan berhenti apabila nilai fungsi objektif dikurangkan nilai fungsi objektif iterasi sebelumnya kurang dari sama dengan nilai *epsilon* atau maksimum iterasi telah tercapai.

2.4. Silhouette Coefficient

Dari hasil *cluster* yang telah terbentuk pada *K-Means* dan FCM, maka selanjutnya digunakan *Silhouette Coefficient* untuk menghitung ketepatan pada pengelompokan data. Rumus yang dipergunakan dalam perhitungan *Silhouette Coefficient* didefinisikan dengan persamaan sebagai berikut [22]:

$$S_i = \frac{(b_i - a_i)}{\max(b_i - a_i)} \quad (7)$$

Dimana a_i merupakan rata-rata jarak objek i dengan seluruh objek dalam sebuah *cluster*, sedangkan b_i adalah nilai terkecil rata-rata objek i dengan objek pada *cluster* yang berbeda. Nilai yang dihasilkan oleh perhitungan *Silhouette Coefficient* adalah -1 hingga 1 [18]. Hasil rata-rata S_i untuk seluruh data dalam sebuah *cluster* menunjukkan ketepatan dalam pengelompokan data. Semakin mendekati 1, struktur *clustering* yang dihasilkan tepat, jika -1 maka struktur *clustering* yang dihasilkan overlapping. Dari hasil perhitungan *Silhouette Coefficient* terhadap hasil *cluster K-Means* dan FCM akan dibandingkan untuk mencari hasil pengelompokan data terbaik dari kedua metode tersebut.

2.5. Lingkup Penelitian

Penelitian yang dilakukan berfokus dalam perbandingan terhadap dua metode *clustering* yaitu *Fuzzy C-Means* dan *K-Means clustering* dengan mempergunakan data imunisasi anak dari tahun 2017 hingga 2019 yang didapatkan secara langsung dari dinas kesehatan Kabupaten Banyuwangi. Data puskesmas beserta jumlah pelayanan imunisasi per tahunnya ditunjukkan pada tabel 1. Data ini merupakan data yang dicatat berdasarkan hasil akumulasi pemberian imunisasi bagi balita dan anak yang dilakukan oleh setiap puskesmas dalam setiap tahunnya.

Data yang didapat merupakan hasil dari kebijakan program Jaminan Pelayanan Kesehatan Masyarakat Banyuwangi (JPKMB) dalam pelayanan kesehatan primer bagi seluruh lapisan masyarakat melalui puskesmas [23]. 45 data puskesmas akan dikelompokkan berdasarkan tingkat pemberian imunisasi, yaitu data puskesmas dengan pemberian imunisasi tinggi, data puskesmas dengan pemberian imunisasi sedang, dan data puskesmas dengan pemberian imunisasi rendah.

Tabel 1. Data Imunisasi Puskesmas Kabupaten Banyuwangi

No	Data Puskesmas	Data Imunisasi		
		2017	2018	2019
1	Wongsorejo	1,916	1,901	1,875
2	Bajulmati	1,742	1,727	1,703
3	Kelir	927	923	910
4	Klatak	3,070	3,067	3,024
5	Mojopanggung	1,390	1,374	1,355
6	Paspan	1,644	1,624	1,614
7	Licin	1,347	1,333	1,321
8	Sobo	2,167	2,135	2,107
9	Singotrunan	1,748	1,724	1,706
10	Kertosari	1,169	1,150	1,136
11	Kabat	2,777	2,752	2,722
12	Badean	2,406	2,379	2,348
13	Gitik	1,603	1,586	1,574
14	Gladag	890	882	872
15	Singojuruh	2,127	2,102	2,090
16	Songgon	2,358	2,323	2,300
17	Kebaman	1,274	1,255	1,240
18	Parijatah Kulon	1,362	1,345	1,330
19	Wonosobo	1,533	1,512	1,492
20	Kedungrejo	1,814	1,791	1,768

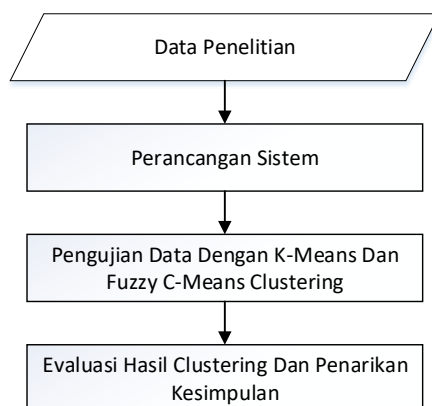
No	Data Puskesmas	Data Imunisasi		
		2017	2018	2019
21	Sumberberas	1,412	1,397	1,379
22	Tapanrejo	1,017	1,004	994
23	Tembokrejo	2,004	1,979	1,954
24	Tegaldlimo	1,674	1,647	1,629
25	Kedungwungu	1,237	1,222	1,207
26	Purwoharjo	1,634	1,608	1,589
27	Grajan	1,439	1,419	1,404
28	Benculuk	2,080	2,053	2,030
29	Tampo	1,259	1,244	1,232
30	Jajag	1,357	1,342	1,326
31	Yosomulyo	1,447	1,430	1,411
32	Tegalsari	2,214	2,194	2,170
33	Genteng Kulon	2,206	2,177	2,150
34	Kembiritan	1,780	1,758	1,738
35	Sempu	1,496	1,476	1,459
36	Karangsari	1,477	1,458	1,437
37	Gendoh	408	401	395
38	Sepanjang	1,839	1,817	1,795
39	Tulungrejo	1,476	1,458	1,441
40	Kalibaru Kulon	2,967	2,934	2,898
41	Kebondalem	1,457	1,434	1,417
42	Sambirejo	1,368	1,351	1,332
43	Pesanggaran	987	976	962
44	Sumberagung	1,325	1,311	1,292
45	Siliragung	2,115	2,082	2,055

Berdasarkan hasil pengelompokan kedua metode yang diusulkan, hasil pengelompokan yang terbaik akan menjadi rujukan bagi dinas kesehatan Kabupaten Banyuwangi untuk mendorong puskesmas dengan layanan imunisasi sedang dan rendah untuk meningkatkan pelayanannya terhadap masyarakat, terutama bagi kesehatan masa depan anak-anak.

2.6. Tahapan Penelitian dan Perancangan Sistem

Desain dalam tahapan-tahapan penelitian ini ditunjukkan pada gambar 1 dimana pembahasannya adalah persiapan data dari puskesmas mengenai pelaksanaan imunisasi bayi dan anak.

Kemudian dibuatkan perancangan sistem dalam pengelompokan data puskesmas yang membahas mengenai inisialisasi data awal untuk kedua metode *clustering*. Selanjutnya pengujian data imunisasi dengan metode *K-Means* dan *Fuzzy C-Means Clustering*.



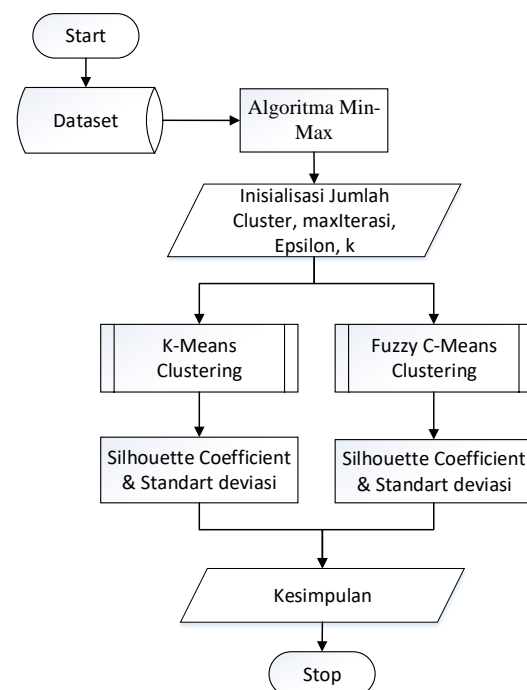
Gambar 1. Tahapan Penelitian

Perancangan sistem secara umum ditunjukkan pada gambar 2 dimana penjabarannya adalah pertama kali disiapkan data imunisasi untuk selanjutnya dilakukan proses normalisasi data menggunakan metode *Min-Max*.

Tujuan dalam normalisasi ini adalah untuk mempermudah proses perhitungan. Selanjutnya ditentukan inisialisasi data awal baik bagi algoritma *K-Means* maupun *Fuzzy C-Means*.

Data normalisasi selanjutnya diproses dengan menggunakan kedua algoritma di atas. Setelah proses pengelompokan selesai dilakukan, maka hasil *clustering* akan dilakukan validasi *cluster* dengan mempergunakan metode *Silhouette Coefficient* dan *Standard Deviation*.

Hasil evaluasi dari kedua metode tersebut akan dikomparasi sebagai penarik kesimpulan untuk menentukan hasil *clustering* mana yang terbaik dalam pengelompokan data puskesmas dalam pemberian imunisasi bayi dan anak.



Gambar 2. Perancangan Sistem Sesuai Tahapan Penelitian

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Normalisasi Data

Dari dataset yang ditunjukkan pada tabel 1 dinormalisasikan dengan menggunakan algoritma *Min-Max*. pencarian nilai terkecil dan terbesar diperlukan untuk proses perhitungan *Min-Max*, dan dihasilkan bahwa nilai terkecil dari dataset adalah 395, dan nilai terbesar adalah 3070. Proses perhitungan dilakukan dengan menggunakan persamaan (1), dan hasil penormalisasian data ditunjukkan pada tabel 2.

Tabel 2. Normalisasi Data Imunisasi

No	Data Puskesmas	Data Pasien		
		2016	2017	2018
1	Wongsorejo	0.57	0.56	0.55
2	Bajulmati	0.50	0.50	0.49
3	Kelir	0.20	0.20	0.19
4	Klatak	1.00	1.00	0.98
5	Mojopanggung	0.37	0.37	0.36
6	Paspan	0.47	0.46	0.46
...
...
43	Pesanggaran	0.22	0.22	0.21
44	Sumberagung	0.35	0.34	0.34
45	Siliragung	0.64	0.63	0.62

3.2. Inisialisasi Awal

Dilakukan inisialisasi awal sebelum masuk kedalam tahap proses *clustering* pada kedua algoritma yang diusulkan. Inisialisasi diperlukan untuk penentuan hasil *cluster* data puskesmas.

Data inisialisasi awal ditunjukkan pada tabel 3. Data puskesmas akan dibagi menjadi 3 *cluster* guna menentukan data puskesmas dengan pelayanan imunisasi bagus, pelayanan imunisasi sedang, dan pelayanan imunisasi rendah. Maksimal iterasi yang dipergunakan kedua metode *clustering* sebesar 100.

Tabel 3. Inisialisasi Awal

	Nama	Nilai
K-Means	Data Cluster	3
	Maximal Iterasi	100
	Pusat Cluster Awal	(random)
FCM	Error Terkecil	10^{-5}
	Pangkat	2
	Matrix Partisi awal	(random)

Kemudian untuk metode *Fuzzy C-Means* akan ditentukan nilai error terkecil yang diharapkan sebesar 0.00001, dan nilai pangkat adalah 2. Kemudian dibuatkan tiga data matriks partisi awal yang didapatkan secara acak untuk tiap data puskesmas dengan rentang nilai data 0-1. Dan penjumlahan dari ketiga nilai data pada tiap puskesmas akan menghasilkan nilai 1.

3.3. Perhitungan *Fuzzy C-Means Clustering*

Tahapan dalam perhitungan menggunakan *Fuzzy C-Means* pada iterasi I adalah pertama kali dilakukan pengesetan tiga nilai partisi awal secara random dengan rentang nilai 0-1 dengan total ketiga nilai harus sama dengan 1, Hal ini dimaksudkan agar hasil pengelompokan data stabil. Nilai partisi awal dijabarkan pada tabel 4.

Tabel 4. Matrix Partisi Awal

Puskesmas	X1	X2	X3	Total X
1	0.024	0.538	0.438	1
2	0.331	0.436	0.232	1
3	0.016	0.641	0.343	1
...
...
45	0.078	0.351	0.571	1

Nilai pada tabel 4 digunakan dalam perhitungan pusat *cluster* dengan menghitung derajat keanggotaan *cluster*. Pusat *cluster* ditunjukkan pada tabel 5.

Tabel 5. Hasil Pusat Cluster

Cluster	X1	X2	X3
C1	0.492	0.484	0.477
C2	0.484	0.477	0.469
C3	0.443	0.436	0.429

Hitung perubahan matriks partisi dalam menentukan keanggotaan tiap data puskesmas. Selanjutnya hitung fungsi *objective*. Didapatkan total nilai fungsi *objective* sebesar 2.276.

Nilai fungsi *objective* akan menentukan apakah iterasi akan berhenti atau berlanjut dengan membandingkan terhadap nilai error terkecil yang diharapkan. Nilai yang didapat masih lebih besar dari nilai error terkecil yaitu 10-5, maka iterasi berlanjut dan nilai perubahan partisi akan digunakan sebagai perhitungan partisi pada iterasi selanjutnya.

Proses perhitungan *Fuzzy C-Means* berhenti pada iterasi ke-32 dimana didapatkan nilai fungsi *objective* sebesar 0.000009. Pengelompokan data puskesmas menggunakan FCM ditunjukkan pada tabel 6.

Tabel 6. Pengelompokan Data Fuzzy C-Means

Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3
Klatak	Wongsorejo	Kelir
Sobo	Bajulmati	Mojopanggung
Kabat	Paspan	Licin
Badean	Singotrunan	Kertosari
Singojuhu	Gitik	Gladag
Songgon	Wonosobo	Kebaman
Tembokrejo	Kedungrejo	Parijatah Kulon
Benciluk	Tegaldlimo	Sumberberas
Tegalsari	Purwoharjo	Tapanrejo
Genteng Kulon	Kembiritan	Kedungwungu
Kalibaru Kulon	Sepanjang	Grajagan
Siliragung		Tampo
		Jajag
		Yosomulyo
		Sempu
		Karangsari
		Gendoh
		Tulungrejo
		Kebondalem
		Sambirejo
		Pesanggaran
		Sumberagung

3.4. Perhitungan *K-Means Clustering*

Tahapan perhitungan *K-Means* pada iterasi I dilakukan dengan menghitung jarak tiap data terhadap pusat *cluster* dengan persamaan (2). Maka dapat diketahui jarak terdekat setiap data terhadap setiap centroid yang menjadi acuan dalam pengelompokan data. Hitung nilai WCV dengan menjumlahkan tiap data nilai terkecil pangkat 2. Hasil nilai WCV ditunjukkan pada tabel 7.

Tabel 7. Nilai WCV

Puskesmas	C1	C2	C3	Min Jarak	Min Jarak ²
1	0.111	0.053	0.285	0.053	0.003
2	0.003	0.165	0.173	0.003	0.000
3	0.522	0.686	0.348	0.348	0.121
4	0.860	0.696	1.034	0.696	0.484
...
45	0.232	0.068	0.406	0.068	0.005
WCV				2.369	

Hitung jarak antar *cluster* yang didapatkan berdasarkan total nilai minimal jarak yang telah didapatkan dari perhitungan jarak data terhadap centroid yang nantinya akan dipergunakan dalam mencari nilai BVC. Perhitungan antar *cluster* ditampilkan pada tabel 8.

Tabel 8. Nilai BVC

Cluster	Jarak
1 – 2	0.1636
1 – 3	0.1740
2 – 3	0.3376
BVC	0.6752

Hitung nilai rasio berdasarkan nilai BVC dan WCV.

$$\text{Rasio} = \text{BCV}/\text{WCV} = 0.6752/2.369 = 0.285$$

Karena masih iterasi I, maka lanjut ke iterasi II. Lakukan proses perhitungan sama seperti iterasi I dan cari nilai rasio kembali. Dilakukan perbandingan nilai rasio pada iterasi II dengan iterasi I. jika nilai rasio Iterasi II lebih kecil sama dengan nilai rasio iterasi I, maka proses *clustering* telah selesai, selain itu lanjut iterasi. Perhitungan berhenti pada iterasi IV dimana nilai rasio telah terpenuhi dan keanggotaan *cluster* tidak berubah. Hasil pengelompokan data ditampilkan pada tabel 9.

Tabel 9. Pengelompokan Data K-Means

Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3
Wongsorejo	Klatok	Kelir
Bajulmati	Sobo	Mojopanggung
Paspan	Kabat	Licin
Singotrunan	Badean	Kertosari
Gitik	Singojuhur	Gladag
Wonosobo	Songgon	Kebaman
Kedungrejo	Benculuk	Parijatak Kulon
Tembokrejo	Tegalsari	Sumberberas
Tegaldlimo	Genteng Kulon	Tapanrejo
Purwoharjo	Kalibaru Kulon	Kedungwungu
Kembiritan	Siliragung	Grajagan
Sepanjang		Tampo
		Jajag
		Yosomulyo
		Sempu
		Karangsari
		Gendoh
		Tulungrejo
		Kebondalem
		Sambirejo
		Pesanggaran
		Sumberagung

3.5. Hasil Analisis

Dari data *cluster* yang didapatkan dari hasil perhitungan FCM dan *K-Means* pada tabel 6 dan 9, terlebih dahulu akan ditentukan kelompok data puskesmas dengan pelayanan imunisasi tinggi, sedang, dan rendah dengan menghitung rata-rata nilai tiap kelompok. Hasil pengelompokan data ditampilkan pada tabel 10.

Tabel 10. Pengelompokan Data Puskesmas

FCM		
Cluster Ke-	Nilai	Keanggotaan
1	0.730	Tinggi
2	0.488	Sedang
3	0.314	Rendah
K-Means		
Cluster Ke-	Nilai	Keanggotaan
1	0.497	Sedang
2	0.742	Tinggi
3	0.314	Rendah

Pengelompokan dari algoritma *K-Means* pada tabel 6 menunjukkan bahwa pada *cluster* 1 terdapat 12 data puskesmas sebagai *cluster* dengan layanan imunisasi sedang. Pada *cluster* 2 terdapat 11 data puskesmas sebagai *cluster* dengan layanan imunisasi tinggi. *Cluster* 3 sebagai layanan imunisasi rendah memiliki 22 data puskesmas. Pengelompokan dari algoritma FCM pada tabel 9 menunjukkan bahwa pada *cluster* 1 terdapat 12 data sebagai *cluster* dengan layanan imunisasi tinggi. Pada *cluster* 2 terdapat 11 data puskesmas sebagai *cluster* dengan layanan imunisasi sedang. Sedangkan *Cluster* 3 memiliki data yang sama dengan hasil *K-Means* sebanyak 22 data puskesmas.

Dari kelompok data yang dihasilkan dari kedua algoritma tersebut, perbedaan terdapat pada kelompok puskesmas dengan layanan imunisasi tinggi dan sedang pada *cluster* 1 dan 2.

Kemudian dilakukan perhitungan *Silhouette Coefficient* terhadap hasil kelompok data dari kedua metode tersebut. Selain itu, digunakan perhitungan *Standard Deviation* untuk meyakinkan hasil yang diperoleh. Hasil perhitungan ditunjukkan pada tabel 11 dan 12. Berdasarkan hasil perhitungan *Silhouette Coefficient* pada tabel 11 menunjukkan bahwa hasil FCM memiliki nilai yang lebih baik dibandingkan dengan *K-Means*.

Tabel 11. Perhitungan Silhouette Coefficient

No	Algoritma	Silhouette Coefficient
1	FCM	0.1287696
2	K-Means	-0.1182356

Tabel 12. Perhitungan Standard Deviation

No	Algoritma	Cluster			Rata-Rata Standar Deviasi
		1	2	3	
1	K-Means	0.1350	0.0505	0.0970	0.0942
2	FCM	0.1358	0.0425	0.0970	0.0918

Begitu pula hasil perhitungan *Standard Deviation* pada tabel 12, nilai FCM lebih kecil dibandingkan dengan *K-Means*. Pengaruh data puskesmas pada *cluster* 1 dan 2 tiap algoritma memiliki pengaruh yang signifikan dalam penentuan kelompok puskesmas yang tepat.

Hasil pengelompokan data puskesmas dari penelitian ini selanjutnya dikoordinasikan kepada dinas kesehatan Banyuwangi dan bersama-sama dilakukan penyuluhan dan monitoring terhadap kegiatan pemberian imunisasi dasar lengkap kepada puskesmas terutama puskesmas dengan tingkat menengah dan rendah.

4. Kesimpulan

Kesimpulan dari penelitian ini adalah nilai dari perhitungan *Silhouette Coefficient* menunjukkan bahwa algoritma FCM memiliki nilai positif sebesar 0.129 sedangkan *K-Means* memiliki nilai negatif yaitu -0.118.

hasil yang didapat dari FCM lebih baik dibandingkan hasil yang didapatkan oleh *K-Means* karena pengelompokan data mendekati baik. Dari perhitungan *Standard Deviation*, nilai rata-rata pada algoritma *K-Means* sebesar 0.0942 lebih besar dibandingkan nilai rata-rata yang dihasilkan dari FCM yaitu 0.0918. Berarti hasil yang diperoleh dari FCM lebih baik dibandingkan *K-Means* karena semakin kecil nilai *Standard Deviation*, tingkat keseragaman datanya semakin baik.

Maka algoritma *Fuzzy C-Means Clustering* merupakan algoritma yang terbaik dalam pengelompokan data puskesmas dalam pelayanan imunisasi bayi dan anak dalam cakupan imunisasi dasar lengkap, dan hasil kelompok data dapat menjadi acuan bagi dinas kesehatan Kabupaten Banyuwangi untuk mendorong puskesmas yang memiliki pelayanan sedang dan rendah untuk dapat meningkatkan layanan imunisasi bagi bayi dan anak-anak pada tahun berikutnya.

Saran untuk penelitian selanjutnya adalah perlu ditambahkan metode optimalisasi dalam algoritma *Fuzzy C-Means Clustering* dalam penentuan pusat *centroid* sehingga hasil pengelompokan data puskesmas lebih baik lagi. Kemudian dilakukan pula pengecekan terhadap hal-hal apa saja yang mempengaruhi dalam pemberian imunisasi dasar lengkap pada kelompok puskesmas pada *cluster* sedang dan rendah sebagai bahan evaluasi agar pemberian imunisasi dapat lebih optimal sehingga penyakit yang dapat dicegah dengan imunisasi dapat ditekan sehingga angka kematian bayi dan anak semakin rendah.

Ucapan Terimakasih

Kami mengucapkan terima kasih kepada Sekolah Tinggi Ilmu Komputer (STIKOM) PGRI Banyuwangi serta Universitas Bina Insani atas dukungannya dalam penelitian ini, sehingga dapat berjalan dengan baik dan lancar.

Daftar Rujukan

- [1] Simanjuntak, SM, Nurnisa I. (2019). Peningkatan Pengetahuan dan Sikap Ibu Tentang Imunisasi dengan Pendekatan Promosi Kesehatan Tentang Imunisasi Dasar. *Jurnal Media Karya Kesehatan (MKK)*. Volume 2, No 1.
- [2] Hudhah M, Hidayah, AC. (2017). Perilaku Ibu Dalam Imunisasi Dasar Lengkap Di Puskesmas Gayam Kabupaten Sumenep. *Jurnal Promkes*, Vol. 5, No. 2, hal: 167-180.
- [3] Kementerian Kesehatan RI, 2019, *Profil Kesehatan Indonesia 2018*. Jakarta: Kementerian Kesehatan Republik Indonesia.
- [4] Wulansari and Nadjib M., Determinan Cakupan Imunisasi Dasar Lengkap pada Penerima Program Keluarga Harapan. *Jurnal Ekonomi Kesehatan Indonesia*, 4(1), pp. 1–9, doi: 10.7454/eki.v4i1.3087.
- [5] Yunizar, Asriwati, and Hadi A. J., 2018, Perilaku Ibu dalam Pemberian Imunisasi DPT/Hb-Hib di Desa Sinabang Kecamatan Simeulue Timur. *Jurnal Kesehatan Global*, 1(2), p. 61, doi: 10.33085/jkg.v1i2.3956.
- [6] Dinas Kesehatan Kab. Banyuwangi, 2018, *Profil Kesehatan Kabupaten Banyuwangi Tahun 2018*, Banyuwangi: Pemerintah Kabupaten Banyuwangi Dinas Kesehatan.
- [7] Kabupaten Banyuwangi, 2019, *Data Seputar Kesehatan*, [Online] (Updated 2019)
Tersedia di: <https://www.banyuwangikab.go.id/profil/profil-kesehatan.html>. [diakses 19 September 2002].
- [8] Sutoyo H., *Banyuwangi Kejadian Luar Biasa (KLB) Difteri*, [Online] (Updated 20 Februari 2018)
Tersedia di: <https://radarbanyuwangi.jawapos.com/read/2018/02/20/50883>. [diakses 22 September 2020].
- [9] Talakua M. W., Leleury Z. A., and Talluta A. W., 2017, Analisis Cluster Dengan Menggunakan Metode K-Means Untuk Pengelompokan Kabupaten/Kota Di Provinsi Maluku Berdasarkan Indikator Indeks Pembangunan Manusia Tahun 2014. *Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, 11(2), pp. 119–128.
- [10] Suhaeni C., Kurnia A., and Ristiyanti, 2018, Perbandingan Hasil Pengelompokan Menggunakan Analisis Cluster Berhierarchy, K-Means Cluster, dan Cluster Ensemble (Studi Kasus Data Indikator Pelayanan Kesehatan Ibu Hamil). *Jurnal Media Infotama*, 14(1), pp. 31–38.
- [11] Darmawan, Muhimmah I., and Kariyam, 2017, Identifikasi Masalah Kesehatan Di Sulawesi Tenggara, *Jurnal Ilmiah Rekam Medis dan Informatika Kesehatan (INFOKES)*, 7(1).
- [12] Rahmawati and Faisal M., 2019, Analisis Cluster untuk Pengelompokan Desa Berdasarkan Indikator Penyakit Diare, *Jurnal Saintifik*, 5(1), pp. 75–80.
- [13] Rodiyansyah S. F., 2017, K-Means Dan Fuzzy C-Means Pada Analisis Data Polusi Udara Di Kota X, in: STMIK AMIKOM Yogyakarta. *Seminar Nasional Teknologi Informatika dan Multimedia*. Yogyakarta, 4 Februari 2017. Indonesia.
- [14] Shedhi B. S., Shetty S., and Siddappa M., 2017, Implementation and Comparison of K-Means and Fuzzy C-Means Algorithms for Agricultural Data. in: Gnanamani College of Technology, *International Conference on Inventive Communication and Computational Technologies (ICICCT)*, Coimbatore, 10-11 March 2017. India.
- [15] Ramya T. B., 2018, Disease Prediction System Using Fuzzy C-Means Algorithm. *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)*, 6(3), pp. 1–5.
- [16] Simhachalam B. and Ganesan G., 2014, Possibilistic fuzzy C-means clustering on medical diagnostic systems. in: Sri Jayachamarajendra College of Engineering, *Proceeding 2014 International Conference on Contemporary Computing and Informatics (IC3I)*, Mysore, 27-29 November 2014, India.
- [17] Agustina N. and Prihandoko, 2018, Perbandingan Algoritma K-Means dengan Fuzzy C Means Untuk Clustering Tingkat Kedisiplinan Kinerja Karyawan (Studi Kasus: Sekolah Tinggi Teknologi Bandung). *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 2(3), pp. 621–626, doi: 10.29207/resti.v2i3.492.
- [18] Ramadhan A., Efendi Z., and Mustakim, 2017, Perbandingan K-Means dan Fuzzy C-Means untuk Pengelompokan Data User

- Knowledge Modeling. in: UIN Sultan Syarif Kasim Riau, *Seminar Nasional Teknologi Informasi, Komunikasi dan Industri (SNTIKI) 9*, Pekanbaru, 18-19 Mei 2017, Indonesia.
- [19] Wahyuni I., Auliya Y. A., Rahmi A., and Mahmudy W. F., 2016, Clustering Nasabah Bank Berdasarkan Tingkat Likuiditas Menggunakan Hybrid PSO K-Means. *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Informasi ASIA (JITIKA)*, 10(1), pp. 24–33.
 - [20] Sangeetha J. and Prakash V. S. J., 2017, An Efficient Inclusive Similarity Based Clustering (ISC) Algorithm for Big Data, in: Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), *Proceeding 2nd World Congress on Computing and Communication Technologies (WCCCT)*, Tiruchirappalli, 2-4 Februari 2017, India.
 - [21] Chusyairi A. and Saputra P. R. N., 2019, Pengelompokan Data Puskesmas Banyuwangi Dalam Pemberian Imunisasi Menggunakan Metode K-Means Clustering. *Telematika*, 12(2), pp. 139–148, doi: 10.35671/telematika.v12i2.848.
 - [22] Syarif R., Furqon M. T., and Adinugroho S., 2018, Perbandingan Algoritme K-Means Dengan Algoritme Fuzzy C Means (FCM) Dalam Clustering Moda Transportasi Berbasis GPS. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya*, 2(10), pp. 4107–4115.
 - [23] Kusuma B. M. A. and Theresia O., Implementasi Program Jaminan Pelayanan Kesehatan Masyarakat Banyuwangi (JPKMB) Dalam Mewujudkan Pelayanan Kesehatan Primer Bagi Seluruh Lapisan Masyarakat. *The Indonesian Journal of Public Administration (IJPA)*, 2(1), pp. 103–117.