

OPTIMASI PENKLAGSTERAN MENGGUNAKAN *FUZZY C-MEANS* PADA PESERTA IMUNISASI RUTIN DI PROVINSI JAWA TENGAH

Fikki Nazilaturrahma^{1*}, Sudarno², Tarno³

^{1,2,3} Departemen Statistika, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Diponegoro

*e-mail: fikkinazila12@gmail.com

DOI: 10.14710/j.gauss.13.2.363-372

Article Info:

Received: 2023-06-14

Accepted: 2024-11-21

Available Online: 2024-12-2

Keywords:

Immunization; Clustering; Fuzzy C-Means; Silhouette Coefficient; Davies Bouldin Index.

Abstract: Health development aims to improve the ability to lead healthy lives for the community. Health programs, especially immunization, affected by the spread of Covid-19. In Central Java, the coverage of routine immunization of infants under 5 years old is low, which can increase the risk of extraordinary events. The reason of this analyzing is to give grouped results immunization coverage that is spread irregularly and knowing areas that require more attention in improving their services. The cluster formation algorithm used is Fuzzy C-Means Clustering which is a grouping technique to determine cluster members based on their membership level where the initial value is randomly selected so that local optimum occurs, then Silhouette Coefficient and Davies Bouldin Index validation are used to obtain optimal clusters. The results of grouping 35 regencies/cities in Central Java display that the optimal quantity of clusters is 3 clusters using the Euclidean distance where the highest Silhouette Coefficient is 0.5847 and the lowest Davies Bouldin Index is 0.7785. The distribution of routine immunization in Central Java Province in 2021 is quite good, but the distribution of measles vaccine between districts or cities in Central Java Province is uneven and still relatively low.

1. PENDAHULUAN

Peningkatan kesadaran pada kemampuan masyarakat untuk hidup sehat dapat diwujudkan melalui program pembangunan kesehatan, sehingga kesehatan masyarakat dapat tercapai secara optimal. Agar pembangunan kesehatan dapat terwujud maka dibentuk sistem kesehatan nasional, salah satu implementasinya yaitu program imunisasi yang merupakan intervensi kesehatan paling efektif untuk mengurangi angka kesakitan, kecacatan, kematian bayi, dan mencegah penyakit PD3I seperti tuberkulosis dapat dicegah dengan vaksin BCG; hepatitis B dicegah dengan vaksin hepatitis B; polio dapat dicegah dengan vaksin IPV dan OPV; difteri, pertusis, dan tetanus dapat dicegah dengan vaksin DPT, serta campak dan rubella dapat dicegah dengan vaksin MR.

Penyelenggaraan program kesehatan, khususnya pelayanan imunisasi terkena dampak penyebaran global Covid-19, hal ini dikarenakan adanya kekhawatiran apabila anak-anak mendatangi fasilitas Kesehatan akan terpapar Covid-19. Di Jawa Tengah cakupan imunisasi rutin pada bayi berusia dibawah 5 tahun menjadi rendah. Kondisi ini dapat menyebabkan jurang imunitas semakin lebar dan meningkatkan risiko terjadinya kejadian luar biasa. Peningkatan pelayanan imunisasi dapat dilakukan dengan menentukan 35 Kota atau Kabupaten di Jawa Tengah pada wilayah yang memerlukan perhatian lebih dalam peningkatan pelayanannya. Pengelompokan wilayah di Provinsi Jawa Tengah menurut Kota atau Kabupaten dapat ditentukan berdasarkan hasil analisis *clustering*.

Clustering merupakan sebuah metode untuk mengidentifikasi karakteristik imunisasi di Jawa Tengah dan mengetahui Kota atau Kabupaten mana yang termasuk dalam *cluster* cakupan imunisasi tinggi maupun rendah. Ada dua jenis analisis *cluster* yaitu *hard clustering* dan (*fuzzy*) *soft clustering*. Analisis *soft clustering* salah satunya yaitu *Fuzzy C-Means*.

Menurut Ekawati dan Yulis (2013) pada algoritma *Fuzzy C-Means* cara kerjanya yaitu dengan menggeser pusat *cluster* tidak terlalu banyak dan dapat memberikan hasil *cluster* yang halus. Oleh karena itu, metode analisis dalam penelitian ini yaitu *Fuzzy C-Means Clustering*.

Fuzzy C-Means merupakan suatu metode mengelompokkan data yang keberadaan titik datanya ditentukan berdasarkan derajat keanggotaan dengan skala antara 0 sampai 1. Pada algoritma *fuzzy c-means* terjadi optimum lokal karena pada nilai awal titik pusat dibangkitkan secara acak, sehingga pusat *cluster* tidak akurat dan memiliki derajat keanggotaan masing-masing data. Berdasarkan hal tersebut, diperlukan suatu validasi untuk memilih jumlah *cluster* k awal yang paling tepat. Pada penelitian ini digunakan validasi *Silhouette Coefficient* dan *Davies Bouldin Index*. Kedua validasi tersebut dapat melihat jumlah *cluster* yang optimal dengan hasil yang stabil dan konsisten. Penentuan jumlah *cluster* K awal dalam penelitian ini yaitu 2 hingga 8 *cluster* dengan dipilih nilai *Silhouette Coefficient* yang tertinggi dan nilai *Davies Bouldin Index* yang terendah. Hasil penelitian ini dapat divisualisasikan dalam bentuk kartografi menggunakan *Quantum Geographical Information System* (QGIS) untuk memudahkan pembaca mengetahui daerah yang memiliki cakupan imunisasi rutin tinggi maupun rendah.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Suatu penyakit dapat dicegah dengan cara meningkatkan kekebalan tubuh seseorang melalui imunisasi dengan memberikan suntikan yang berisi racun yang telah dilemahkan dapat disebut dengan vaksin, sehingga apabila terinfeksi penyakit hanya mengalami sakit ringan bahkan tidak akan sakit. Diharapkan pemberian imunisasi dapat menjadikan bayi dan anak kebal dari berbagai penyakit, sehingga dapat tumbuh dan berkembang dalam keadaan sehat. Program imunisasi meliputi imunisasi rutin, imunisasi khusus, dan imunisasi tambahan. Imunisasi rutin dibagi menjadi imunisasi dasar dan imunisasi lanjutan. Bayi berusia 0 - 11 bulan mendapatkan imunisasi dasar, diantaranya yaitu 1 dosis Hepatitis B diberikan pada bayi baru lahir, 1 dosis *Bacillus Calmette Guerin* (BCG) pada usia 1 bulan, 3 dosis DPT-HB-HiB pada usia 2, 3, dan 4 bulan, 4 dosis polio tetes atau *Oral Polio Vaccine* (OPV) pada usia 1,2,3, dan 4 bulan, 1 dosis polio suntik atau *Inactivated Polio Vaccine* (IPV) pada usia 4 bulan, serta 1 dosis *Measles Rubella* (MR) pada usia 9 bulan. Serta bayi berusia 18 – 24 bulan mendapatkan imunisasi lanjutan yaitu 1 dosis MR dan DPT-HB-HiB.

Menurut Johnson dan Wichern (2007), analisis *cluster* merupakan analisis data yang bertujuan membentuk kelompok data berdasarkan kesamaan karakteristiknya. Objek-objek yang diklasifikasi pada satu *cluster* memiliki jarak berdekatan yang relatif sama dengan objek lainnya. Asumsi sebelum melakukan analisis *cluster* ada dua, yaitu sampel representatif dan multikolinearitas (Hair *et al.*, 2006).

a. Sampel Representatif

Sampel representatif yaitu sampel yang digunakan dapat mewakili populasi menggunakan uji *Kaiser Meyer Olkin*. Uji hipotesis untuk melihat sampel yang digunakan mewakili populasi atau tidak sebagai berikut:

Hipotesis

H_0 : Sampel representatif atau sampel mewakili populasi

H_1 : Sampel tidak representatif atau sampel tidak mewakili populasi

Statistik Uji

Rumus KMO menurut Nugroho (2008) dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$KMO = \frac{\sum_{j=1}^m \sum_{k=1, j \neq k}^m r_{x_j x_k}^2}{\sum_{j=1}^m \sum_{k=1, j \neq k}^m r_{x_j x_k}^2 + \sum_{j=1}^m \sum_{k=1, j \neq k}^m \rho_{x_j x_k}^2} \quad (1)$$

dimana $j = 1, 2, 3, \dots, m$ dan $k = 1, 2, 3, \dots, m$ untuk $j \neq k$, m : banyaknya variabel, $r_{x_j x_k}$: korelasi antara variabel x_j dan x_k , dan $\rho_{x_j x_k}$: korelasi parsial antara variabel x_j dan x_k .

Kriteria Uji

Apabila KMO berkisar antara 0,5 sampai dengan 1, maka sampel yang diambil dikatakan mewakili populasi yang ada.

b. Uji Non-multikolinieritas

Multikolinieritas merupakan peristiwa adanya hubungan kuat antara dua atau lebih variabel. Uji hipotesis non-multikolinieritas adalah sebagai berikut:

Hipotesis

H_0 : Tidak ada hubungan linear antar variabel

H_1 : Ada hubungan linear antar variabel

Statistik Uji

Cara identifikasi terjadinya multikolinieritas salah satunya yaitu dengan menghitung nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) yang dapat dirumuskan sebagai berikut (Gujarati, 2009):

$$VIF = \frac{1}{(1 - R^2)} \quad (2)$$

dimana R^2 merupakan ukuran keeratan antara variabel independen.

Kriteria Uji

Tolak H_0 jika nilai $VIF > 10$, sehingga menunjukkan adanya korelasi antar variabel

Perhitungan jarak pada penelitian ini yaitu jarak *Euclidean* yang dapat dirumuskan sebagai berikut (Johnson and Wichern, 2007):

$$d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_k) = \sqrt{\sum_{j=1}^m (x_{ij} - x_{kj})^2} \quad (3)$$

dimana $d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_k)$ adalah jarak *Euclidean* antara objek data ke- i dan objek data ke- k , x_{ij} : objek data ke- i pada variabel ke- j , dan x_{kj} : objek data ke- k pada variabel ke- j .

Teknik dalam penentuan *cluster* (kelompok) yang optimal pada suatu ruang vektor menggunakan *Euclidean* untuk jarak antar vektor salah satunya yaitu dengan metode *Fuzzy Clustering*. Langkah-langkah perhitungan *Fuzzy C-Means Clustering* sebagai berikut (Nurjanah et al., 2014):

- Memasukkan data x_{ij} pada matriks \mathbf{X} ukuran $n \times m$, dimana m adalah variabel dari masing-masing pengamatan dan n adalah jumlah pengamatan.
- Menentukan banyaknya *cluster* (c), *fuzzifier* (w), error yang diharapkan (ϵ), iterasi awal ($t=1$), maksimum iterasi (MaxIter), dan fungsi objektif awal ($J_0 = 0$).
- Membangkitkan matriks bilangan acak μ_{ik} , dimana i ($i = 1, 2, \dots, n$) adalah jumlah pengamatan dan k ($k = 1, 2, \dots, c$) adalah jumlah *cluster* yang digunakan pada matriks keanggotaan awal \mathbf{U} .
- Menghitung *centroid* ke- k , V_{kj} dimana $j = 1, 2, \dots, m$ dan $k = 1, 2, \dots, c$
- Melakukan perhitungan fungsi objektif pada iterasi ke- t
- Menghitung pergantian derajat keanggotaan μ_{ik}
- Mengecek keadaan berhenti
 - Jika : ($|J_t - J_{t-1}| < \epsilon$) atau ($t > \text{MaxIter}$) maka selesai;

- Jika : $(|J_t - J_{t-1}| > \varepsilon)$ dan $(t < \text{MaxIter})$ maka $t = t + 1$, mengulangi perhitungan *centroid*.

Pada penelitian ini membandingkan dua validasi untuk mengetahui kualitas dan kekuatan dari *cluster*, serta menentukan banyaknya *cluster* optimal dalam *Fuzzy C-Means* yaitu dengan validasi *Silhouette Coefficient* dan *Davies Bouldin Index*.

a. Validasi *Silhouette Coefficient*

Silhouette Coefficient dirumuskan pada persamaan 4 sebagai berikut (Utami dan Saputro, 2018).

$$SC = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n s(i) \tag{4}$$

dengan $s(i) = \frac{b(i)-a(i)}{\max\{a(i),b(i)\}}$, $b(i) = \min_{v \neq i} d(i, v)$, $a(i) = \frac{1}{n_k-1} \sum_{j \in \text{cluster ke } k, j \neq i} d(i, j)$

$a(i)$: rata-rata jarak pada objek ke- i dengan seluruh objek dalam satu kelompok

$b(i)$: nilai minimum jarak rata-rata pada objek ke- i dengan objek lainnya di kelompok ke- v
Semakin baik kualitas suatu kelompok jika memperoleh nilai *Silhouette Coefficient* yang semakin besar (Vendramin et al., 2009).

b. Validasi *Davies Bouldin Index*

Validasi *Davies Bouldin Index* dirumuskan pada persamaan 5 sebagai berikut (Muhammad, 2017):

$$DBI = \frac{1}{c} \sum_{m=1}^c R_m \tag{5}$$

dengan $R_m = \max_{k \neq v} \left\{ \frac{SSW_k + SSW_v}{SSB_{k,v}} \right\}$, $SSB_{k,v} = d(C_k, C_v)$, $SSW_k = \frac{1}{n_k} \sum_{i=1}^{n_k} d(x_i, C_k)$,

$SSW_v = \frac{1}{n_v} \sum_{i=1}^{n_v} d(x_i, C_v)$, $k \neq v$

SSW_k : rata-rata jarak pada objek ke- i dengan *centroid* ke- k

SSW_v : rata-rata jarak pada objek ke- i dengan *centroid* ke- v

$SSB_{k,v}$: jarak *centroid* ke- k dengan *centroid* ke- v

Menurut Muhammad (2017) *cluster* optimal adalah *cluster* yang memiliki nilai *Davies Bouldin Index* minimal non-negatif.

Langkah terakhir dalam melakukan pengklasifikasian Kota atau Kabupaten di Jawa Tengah menurut cakupan imunisasi rutin pada balita yaitu melakukan profilisasi dari jumlah *cluster* optimal. Profilisasi *cluster* berfungsi untuk menggambarkan karakteristik tiap *cluster* serta menjelaskan *cluster-cluster* tersebut.

3. METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini digunakan data sekunder yang bersumber dari *website* resmi BPS Provinsi Jawa Tengah. Data yang digunakan adalah persentase peserta imunisasi rutin di Kota atau Kabupaten Provinsi Jawa Tengah pada tahun 2021. Penelitian ini menggunakan variabel persentase peserta imunisasi berdasarkan jenis vaksin antara lain BCG (X_1), Campak (X_2), DPT-HB-HiB (X_3), Hepatitis B (X_4), dan Polio (X_5). Penelitian ini dilakukan pengolahan data menggunakan *software* R Studio, kemudian tahapan analisis data yaitu:

1. Mempersiapkan data peserta imunisasi rutin di Provinsi Jawa Tengah tahun 2021.
2. Mendeskripsikan data peserta imunisasi rutin menggunakan statistika deskriptif.
3. Melakukan uji sampel representatif menggunakan KMO (*Kaiser Meyer Olkin*).
4. Melakukan uji non-multikolinearitas dengan menghitung nilai *Variance Inflation Factor* (VIF). Jika asumsi non-multikolinieritas tidak terpenuhi, maka menganalisis

komponen utama dimana menghasilkan skor komponen utama untuk menggantikan nilai data awal pada analisis selanjutnya.

5. Melakukan analisis dengan *Fuzzy C-Means Clustering*
 - a. Menentukan parameter awal yaitu jumlah *cluster* (c), iterasi awal ($t=1$), *fuzzifier* (w), error yang diharapkan (ε), maksimum iterasi (MaxIter), dan fungsi objektif awal ($J_0=0$).
 - b. Membangkitkan bilangan acak μ_{ik}
 - c. Melakukan perhitungan *centroid* ke- k
 - d. Melakukan perhitungan jarak setiap data dengan *centroid*
 - e. Melakukan perhitungan fungsi objektif pada iterasi ke- t
 - f. Menghitung pergantian derajat keanggotaan
 - g. Mengecek keadaan berhenti
 - Apabila : $(|J_t - J_{t-1}| < \varepsilon)$ atau $(t > \text{MaxIter})$ maka selesai
 - Apabila : $(|J_t - J_{t-1}| > \varepsilon)$ dan $(t < \text{MaxIter})$ maka $t = t + 1$, mengulangi perhitungan *centroid*
6. Menghitung nilai *Silhouette Coefficient* dari $k = 2,3,4,5,6,7,8$
7. Menghitung nilai indeks *Davies Bouldin* dari $k = 2,3,4,5,6,7,8$
8. Evaluasi jumlah *cluster* optimal berdasarkan nilai *Silhouette Coefficient* dan indeks *Davies Bouldin*. *Silhouette Coefficient* yang memiliki nilai tertinggi dan indeks *Davies Bouldin* yang memiliki nilai terendah akan dipilih sebagai jumlah *cluster* yang optimal.
9. Profilisasi serta interpretasi karakteristik wilayah masing-masing *cluster* yang terbentuk dari pengelompokan terbaik.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil analisis statistika deskriptif peserta imunisasi rutin di Provinsi Jawa Tengah tahun 2021 seperti pada Tabel 1.

Tabel 1. Statistika Deskriptif

| Variabel | N | Minimum | Maximum | Mean | Std. Deviation |
|-------------|----|---------|---------|-------|----------------|
| BCG | 35 | 86,10 | 98,81 | 95,01 | 2,55 |
| Campak | 35 | 62,93 | 84,63 | 75,60 | 4,85 |
| DPT-HB-HiB | 35 | 81,94 | 97,05 | 91,33 | 2,97 |
| Hepatitis B | 35 | 86,97 | 98,16 | 94,20 | 2,42 |
| Polio | 35 | 85,60 | 98,35 | 94,43 | 2,62 |

Berdasarkan Tabel 1 diperoleh nilai minimum seluruh jenis vaksin berada di Kabupaten Pemalang, yang mengartikan bahwa peserta imunisasi di Kabupaten Pemalang sangat rendah. Selain itu, nilai maksimum vaksin BCG sebesar 98,81%, DPT-HB-HiB sebesar 97,05%, dan Hepatitis B sebesar 98,16% berada di Kabupaten Temanggung, yang mengartikan bahwa peserta imunisasi BCG, DPT-HB-HiB, dan Hepatitis B di Kabupaten Temanggung tergolong sangat tinggi. Nilai maksimum vaksin campak sebesar 84,63% berada di Kabupaten Rembang, yang mengartikan bahwa peserta imunisasi campak di Kabupaten Rembang tergolong sangat tinggi. Serta nilai maksimum vaksin polio sebesar 98,35% berada di Kabupaten Semarang, yang mengartikan bahwa peserta imunisasi polio di Kabupaten Semarang tergolong sangat tinggi.

Nilai *mean* pada masing-masing variabel yaitu vaksin BCG sebesar 95,01%, DPT-HB-HiB sebesar 91,33%, Hepatitis B sebesar 94,20%, dan Polio sebesar 94,43% yang tergolong tinggi. Hal tersebut mengartikan bahwa rata-rata balita yang mendapatkan imunisasi BCG, DPT-HB-HiB, Hepatitis B, dan Polio di Provinsi Jawa Tengah tergolong tinggi. Sedangkan vaksin campak memiliki nilai *mean* yang rendah dibandingkan vaksin lainnya yaitu 75,60%

serta nilai standar deviasi yang cukup tinggi dibandingkan vaksin lainnya yaitu 4,85%. Hal tersebut mengartikan bahwa balita yang mendapatkan imunisasi campak masih tergolong rendah dan persebarannya antar Kota atau Kabupaten di Jawa Tengah belum merata.

Asumsi analisis *clustering* berdasarkan pengolahan *software* R Studio yaitu:

a. Sampel Representatif

Hasil *output* pengujian KMO pada masing-masing variabel, diperoleh nilai $KMO \geq 0,5$. Oleh karena itu, sampel yang diambil dapat mewakili populasi yang ada atau sampel representatif terpenuhi.

b. Uji Non-Multikolinearitas

Hasil *output* uji non-multikolinearitas pada masing-masing variabel penelitian seperti pada Tabel 2.

Tabel 2. Nilai VIF

| Variabel | VIF |
|-------------|--------|
| BCG | 8,5519 |
| Campak | 2,0204 |
| DPT-HB-HiB | 5,3233 |
| Hepatitis B | 3,6128 |
| Polio | 7,6726 |

Nilai VIF seluruh variabel yang dihasilkan pada Tabel 2 yaitu $VIF < 10$. Oleh karena itu, asumsi non-multikolinearitas terpenuhi dan analisis dapat dilanjutkan. Setelah diketahui asumsi analisis *cluster* terpenuhi, selanjutnya dilakukan klasifikasi data menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means*. Hasil akhir iterasi seperti *output* Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Pengelompokan *Fuzzy C-Means*

| No | Derajat Keanggotaan | | Data Cenderung Masuk cluster ke- |
|----|-----------------------|--------|-------------------------------------|
| | pada cluster ke- 1 | 2 | |
| 1 | 0,1509 | 0,8491 | 2 |
| 2 | 0,8882 | 0,1118 | 1 |
| 3 | 0,8950 | 0,1050 | 1 |
| 4 | 0,8823 | 0,1177 | 1 |
| 5 | 0,9584 | 0,0416 | 1 |
| 6 | 0,9259 | 0,0741 | 1 |
| 7 | 0,9543 | 0,0457 | 1 |
| 8 | 0,2900 | 0,7100 | 2 |
| 9 | 0,9300 | 0,0700 | 1 |
| 10 | 0,8931 | 0,1069 | 1 |
| 11 | 0,3686 | 0,6314 | 2 |
| 12 | 0,1786 | 0,8214 | 2 |
| 13 | 0,1625 | 0,8375 | 2 |
| 14 | 0,1169 | 0,8831 | 2 |
| 15 | 0,9020 | 0,0980 | 1 |
| 16 | 0,0534 | 0,9466 | 2 |
| 17 | 0,8456 | 0,1544 | 1 |
| 18 | 0,7323 | 0,2677 | 1 |

| No | Derajat Keanggotaan pada <i>cluster</i> ke- | | Data Cenderung Masuk <i>cluster</i> ke- |
|----|--|--------|--|
| | 1 | 2 | |
| 19 | 0,3151 | 0,6849 | 2 |
| 20 | 0,0467 | 0,9533 | 2 |
| 21 | 0,6640 | 0,3360 | 1 |
| 22 | 0,8734 | 0,1266 | 1 |
| 23 | 0,8609 | 0,1391 | 1 |
| 24 | 0,3230 | 0,6770 | 2 |
| 25 | 0,4433 | 0,5567 | 2 |
| 26 | 0,0222 | 0,9778 | 2 |
| 27 | 0,2992 | 0,7008 | 2 |
| 28 | 0,1763 | 0,8237 | 2 |
| 29 | 0,1580 | 0,8420 | 2 |
| 30 | 0,2295 | 0,7705 | 2 |
| 31 | 0,9825 | 0,0175 | 1 |
| 32 | 0,8605 | 0,1395 | 1 |
| 33 | 0,5576 | 0,4424 | 1 |
| 34 | 0,2453 | 0,7547 | 2 |
| 35 | 0,0566 | 0,9434 | 2 |

Berdasarkan Tabel 3 diperoleh pengelompokan 35 objek untuk jumlah *cluster* $k=2$ dengan jarak *Euclidean cluster* pertama berjumlah 17 Kota atau Kabupaten dan *cluster* kedua berjumlah 18 Kota atau Kabupaten. Selanjutnya dilakukan evaluasi untuk menentukan jumlah *cluster* yang paling optimal berdasarkan validasi *Silhouette Coefficient* dan *Davies Bouldin Index*. Semakin baik kualitas suatu kelompok jika nilai *Silhouette Coefficient* semakin besar dan nilai *Davies Bouldin Index* semakin kecil. Hasil analisis *Fuzzy C-Means Clustering* seperti *output* Tabel 4.

Tabel 4. Validasi *Fuzzy C-Means Cluster*

| <i>Cluster</i> | K | Validasi | |
|----------------|----------|-------------------------------|-----------------------------|
| | | <i>Silhouette Coefficient</i> | <i>Davies Bouldin Index</i> |
| A | 2 | 0,5516 | 0,8502 |
| B | 3 | 0,5847 | 0,7785 |
| C | 4 | 0,5152 | 0,8977 |
| D | 5 | 0,3905 | 1,0159 |
| E | 6 | 0,2946 | 1,2600 |
| F | 7 | 0,3511 | 1,1280 |
| G | 8 | 0,4354 | 0,9795 |

Berdasarkan Tabel 4 dapat dilihat pengelompokan 35 Kota atau Kabupaten di Jawa Tengah menggunakan metode *Fuzzy C-Means* diperoleh nilai *Silhouette Coefficient* tertinggi yaitu 0,5847 dan nilai *Davies Bouldin Index* terendah yaitu 0,7785. Nilai *Silhouette Coefficient* dan *Davies Bouldin Index* memiliki hasil yang sama, sehingga berdasarkan analisa *Fuzzy C-Means* dapat disimpulkan banyaknya *cluster* yang optimal adalah pada *cluster* B, dimana B terdiri dari 3 *cluster*.

Setelah diketahui jumlah *cluster* optimal maka langkah terakhir yaitu melakukan profilisasi jumlah *cluster* optimal. Berdasarkan evaluasi menggunakan validasi *Silhouette Coefficient* dan indeks *Davies Bouldin* diperoleh banyaknya *cluster* optimal yaitu $K=3$. Masing-masing *cluster* yang dihasilkan memiliki anggota seperti Tabel 5.

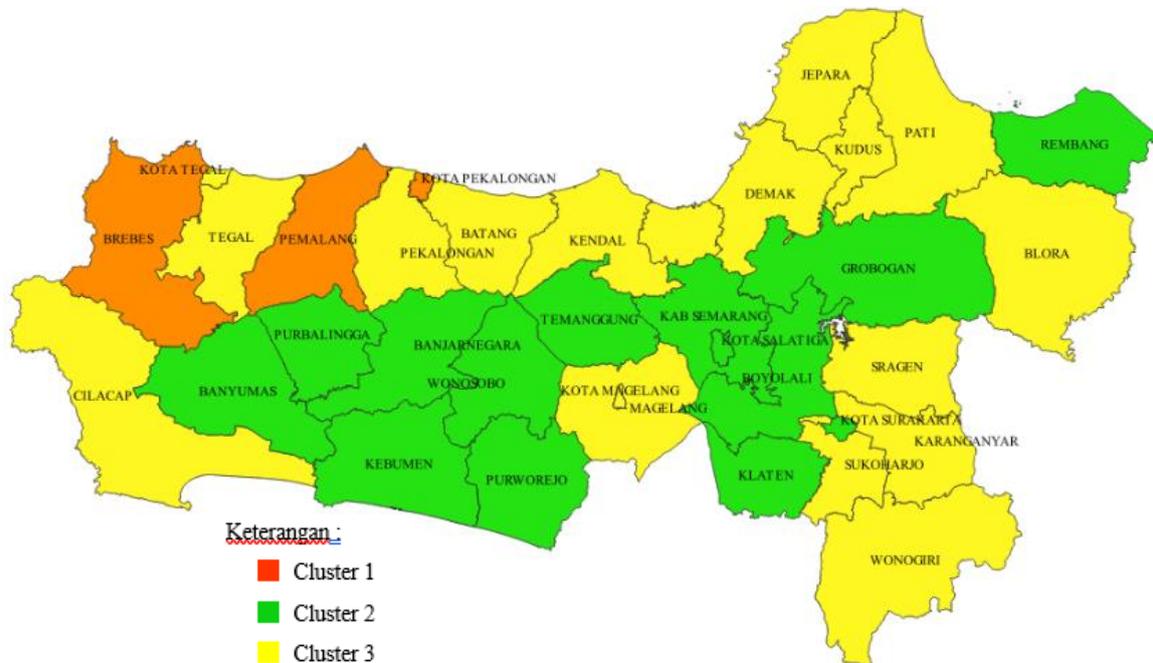
Tabel 5. Klasifikasi Algoritma *Fuzzy C-Means*

| Kelompok ke- | Jenis Imunisasi | Total Anggota |
|--------------|---|---------------|
| 1 | Kota Pekalongan, Pemalang, Brebes. | 3 |
| 2 | Kebumen, Banyumas, Purbalingga, Klaten, Semarang, | 14 |

Wonosobo, Boyolali, Grobogan, Rembang, Purworejo,
 Banjarnegara, Temanggung, Kota Salatiga, Kota Surakarta.
 Demak, Cilacap, Sragen, Magelang, Karanganyar, Kudus,
 Blora, Pati, Wonogiri, Jepara, Sukoharjo, Kendal, Tegal,
 Pekalongan, Batang, Kota Tegal, Kota Semarang, Kota Magelang.

3

18



Gambar 1. Peta Persebaran Imunisasi Rutin Jawa Tengah 2021

Berdasarkan hasil pengelompokan dan pewarnaan wilayah diperoleh cakupan imunisasi rutin tertinggi pada *cluster* 3 yaitu sebanyak 18 Kabupaten atau Kota, yang mengartikan bahwa peserta imunisasi rutin di Kabupaten atau Kota Provinsi Jawa Tengah cenderung memiliki karakteristik yang sama seperti karakteristik pada *cluster* 3. Selain itu, disajikan rata-rata pada masing-masing *cluster* yang telah terbentuk berdasarkan indikator imunisasi sebagai berikut:

Tabel 6. Rata-rata indikator imunisasi

| Variabel | Kelompok | | |
|-------------|----------|----------------|---------|
| | 1 | 2 | 3 |
| BCG | 91,0658 | 96,7195 | 94,3570 |
| Campak | 67,8497 | 79,7642 | 73,7264 |
| DPT | 85,8295 | 93,5169 | 90,6865 |
| Hepatitis.B | 91,5117 | 95,9596 | 93,1809 |
| Polio | 89,4854 | 96,0966 | 93,9519 |

Berdasarkan *output* pengujian di atas dapat diinterpretasikan sebagai berikut:

a. *Cluster* 1

Cluster 1 beranggotakan Kota Pekalongan, Pemalang, dan Brebes. *Cluster* ini memiliki rata-rata kualitas pelayanan imunisasi terendah. Hal ini dapat mempengaruhi imunisasi rutin pada bayi menjadi tidak optimal. Oleh karena itu, hendaknya perlu adanya pemantauan dan

perlakuan lebih lanjut terhadap peserta imunisasi yang rendah, sehingga pencapaian Kabupaten atau Kota pada *cluster* ini dapat terus ditingkatkan agar kesehatan bayi dapat terus meningkat dan tidak tertinggal.

b. *Cluster 2*

Cluster 2 beranggotakan 14 Kabupaten atau Kota. *Cluster* ini memiliki kualitas pelayanan imunisasi tertinggi, diharapkan wilayah pada *cluster* ini dapat terus mempertahankan dan meningkatkan pelayanan imunisasi, sehingga Kesehatan daerah akan selalu berada di atas rata-rata.

c. *Cluster 3*

Anggota *cluster 3* paling banyak dibandingkan *cluster* lainnya yaitu sebanyak 18 Kabupaten atau Kota. Hal tersebut mengartikan bahwa peserta imunisasi rutin di Kabupaten atau Kota Provinsi Jawa Tengah cenderung memiliki karakteristik yang sama seperti karakteristik pada *cluster 3*.

5. KESIMPULAN

Analisis pengklasifikasian pada pembahasan sebelumnya dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Kondisi persebaran imunisasi rutin di Provinsi Jawa Tengah tahun 2021 sudah cukup baik, namun pada persebaran vaksin campak belum merata. Hal tersebut dapat ditinjau dari nilai rata-rata vaksin BCG sebesar 95,01%, DPT-HB-HiB sebesar 91,33%, Hepatitis B sebesar 94,20%, dan Polio sebesar 94,43% yang tergolong tinggi. Hal tersebut mengartikan bahwa rata-rata balita yang mendapatkan imunisasi BCG, DPT-HB-HiB, Hepatitis B, dan Polio tergolong tinggi. Sedangkan vaksin campak memiliki nilai *mean* yang rendah dibandingkan vaksin lainnya yaitu 75,60% serta nilai standar deviasi yang cukup tinggi dibandingkan vaksin lainnya yaitu 4,85%. Hal tersebut mengartikan bahwa balita yang mendapatkan imunisasi campak masih tergolong rendah dan persebarannya antar Kabupaten atau Kota di Provinsi Jawa Tengah belum merata.
2. Hasil pengelompokan Provinsi Jawa Tengah pada 35 Kota atau Kabupaten dengan algoritma *Fuzzy C-Means* berdasarkan cakupan imunisasi rutin diperoleh jumlah *cluster* optimal yaitu 3 *cluster* menggunakan ukuran jarak *Euclidean*. Hal tersebut terlihat pada hasil validasi *Silhouette Coefficient* sebesar 0,5847 dan *Davies Bouldin Index* sebesar 0,7785. Metode tersebut memberikan hasil bahwa *cluster 1* terdiri dari 3 Kabupaten/Kota, *cluster 2* terdiri dari 14 Kabupaten/Kota, dan *cluster 3* terdiri dari 18 Kabupaten/Kota. Kedua validasi tersebut dapat menentukan *cluster* optimal dengan hasil yang konsisten berdasarkan nilai kohesi dan separasi.
3. Hasil profilisasi *cluster* menunjukkan pada jumlah 3 *cluster* diperoleh bahwa *cluster* dengan rata-rata kualitas pelayanan imunisasi tertinggi berada pada *cluster 2*, kemudian disusul *cluster 3*. Sedangkan *cluster 1* merupakan *cluster* yang memiliki rata-rata kualitas pelayanan imunisasi terendah, sehingga Kabupaten atau Kota yang berada pada *cluster 1* perlu adanya pemantauan dan perlakuan lebih lanjut terhadap peserta imunisasi yang rendah agar kesehatan bayi dapat terus meningkat dan tidak tertinggal.

DAFTAR PUSTAKA

- Aini, F. N., S. Sargadi, and R. Anggrainingsih. 2014. *Clustering Business Process Model Petri Net*. Jurnal Itsmart Vol. 3, No. 2, Hal: 47-51.
- Bahtiar, M. R. 2013. *Fuzzy Fungsi Keanggotaan*. <https://www.slideshare.net/RoziqBahtiar/fuzzy-fungsi-keanggotaan-17398946>. Diakses pada 11 Agustus 2023.

- Ekawati, R. dan N. Yulis. 2013. *Klasifikasi Usaha Kecil Dan Menengah (UKM) Sektor Industri Dengan Metode Fuzzy C-Means Clustering Wilayah Kota Cilegon*. Seminar Nasional IENACO. Banten: Universitas Sultan Ageng Tirtayasa.
- Gujarati, D., and D. C. Porter. 2009. *Basic Econometrics Fifth Edition*. Jilid 2. United States: The McGraw-Hill Companies.
- Hair, E., T. Hulle, E. Terry-Humen, B. Lavelle, and J. Calkins. 2006. *Children's School Readiness in the ECLS-K: Predictions to Academic, Health, and Social Outcomes in First Grade*. Early Childhood Research Quarterly Hal: 431-454.
- Johnson, R. A. and Wichern, D.W. 2007. *Applied Multivariate Statistical Analysis Sixth Edition*. New Jersey: Prentice Hall International Inc.
- Khairati, A. F., A. A. Adlina, G. F. Hertono dan B. D. Handari. 2019. *Kajian Indeks Validitas Pada Algoritma K-Means Enhanced Dan K-Means MMCA*. PRISMA 2 Hal. 161-170.
- Muhammad, A. F. 2017. *Klasterisasi Proses Seleksi Pemain Menggunakan Algoritma K-Means (Study Kasus : Tim Hockey Kabupaten Kendal)*. Jurnal Teknik Informatika FIK UDINUS No. 5-11.
- Nugroho, S. 2008. *Statistika Multivariat Terapan*. Edisi Pertama. Bengkulu:UNIB Press.
- Nurjanah, A. Farmadi, dan F. Indriani. 2014. *Implementasi Metode Fuzzy C-Means Pada Sistem Clustering Data Varietas Padi*. Jurnal Ilmu Komputer Vol. 1, No. 1. Hal: 23-32.
- Talakua, M. W., Z. A. Leleury, and A. W. Talluta. 2017. *Analisis Cluster dengan Menggunakan Metode K-Means untuk Pengelompokan Kabupaten/Kota di Provinsi Maluku berdasarkan Indikator Indeks Pembangunan Manusia Tahun 2014*. Berekeng : Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan Vol. 11, No. 2, Hal: 119- 128.
- Utami, D. S., and D. R. S. Saputro. 2018. *Pengelompokan Data yang Memuat Pencilan dengan Kriteria Elbow dan Koefisien Silhouette (Algoritma K-Medoids)*. <https://publikasiilmiah.ums.ac.id/handle/11617/10118?show=ful> 1. Diakses pada 9 Agustus 2023.
- Vendramin, L., R. Campello, and E. R. Hruschka. 2009. *On the Comparison of Relative Clustering Validity Criteria*. Proceedings of the SIAM International Conference on Data Mining Vol. 3, No. 4, Hal: 733-744.