

Implementasi Analisis *Clustering K-Medoids* dalam Pengelompokan Bayi Lahir, Gizi Buruk, dan BBLR Berdasarkan Kecamatan di Kabupaten Sleman Tahun 2020

Bianda Shafira Kartika Anggraini¹, Abdullah Ahmad Dzikrullah¹

¹ Program Studi Statistika, Universitas Islam Indonesia, Jl. Kaliurang KM. 14,5, Kabupaten Sleman Daerah Istimewa Yogyakarta, 55584

*Corresponding author: 19611193@students.uii.ac.id



P-ISSN: 2986-4178
E-ISSN: 2988-4004

Riwayat Artikel

Dikirim: 03 Januari 2023
Direvisi: 06 September 2023
Diterima: 23 Januari 2024

ABSTRAK

Petunjuk penulisan naskah ini dibuat untuk mempermudah Kesehatan ibu pada masa kehamilan merupakan suatu faktor penting akan kesehatan pertumbuhan anak. Ibu yang memiliki masalah saat masa kehamilan seperti kekurangan gizi atau berat badan ibu kurang akan memiliki risiko bayi lahir dengan berat badan yang kurang (BBLR), dan jika tidak memperhatikan asupan nutrisi, lingkungan yang bersih, dan pola asuh yang baik akan memiliki risiko tinggi untuk mengalami gizi buruk. Upaya dalam mencegah bertambahnya kasus BBLR dan gizi buruk tentunya sangat diperlukan. Pengelompokan kecamatan berdasarkan jumlah bayi lahir, gizi buruk, dan BBLR ini memiliki tujuan untuk mempermudah Badan Perencanaan Pembangunan Daerah Kabupaten Sleman dalam memberikan penanganan yang sesuai dengan kelompoknya. Dengan menggunakan penerapan *Clustering K-Medoids*, pada pengelompokan ini terbentuk menjadi 3 cluster. Cluster 1 merupakan cluster yang memiliki jumlah bayi lahir dan BBLR rendah, kemudian gizi buruk yang sedang, cluster 2 memiliki jumlah bayi lahir dan BBLR sedang, kemudian gizi buruk yang tinggi, dan cluster 3 memiliki jumlah bayi lahir dan BBLR tinggi, kemudian jumlah gizi buruk yang rendah.

Kata Kunci: BBLR, Gizi Buruk, Clustering K-Medoids.

ABSTRACT

Maternal health during pregnancy is an important factor for the health of the child's growth. Mothers who have problems during pregnancy such as malnutrition or underweight will have a risk of having a baby with low birth weight (LBW), and if they don't pay attention to nutritional intake, a clean environment, and good parenting, they will have a high risk of developing low birth weight. suffer from malnutrition. Efforts to prevent the increase in cases of LBW and malnutrition are certainly very necessary. This sub-district grouping based on the number of babies born, poor nutrition, and LBW has the aim of facilitating the Regional Development Planning Agency of Sleman Regency in providing appropriate treatment for the group. By using the application of K-Medoids Clustering, this grouping is formed into 3 clusters. Cluster 1 is a cluster that has a low number of babies born and LBW, then moderate malnutrition, cluster 2 has a moderate number of babies born and LBW, then high malnutrition, and cluster 3 has a high number of babies born and LBW, then the number of malnutrition the low one.

Keywords: LBW, Malnutrition, Clustering K-Medoids.

1. Pendahuluan

Profil kesehatan Daerah Istimewa Yogyakarta (DIY) pada tahun 2020 melaporkan prevalensi bayi dengan status Berat Badan Lahir Rendah (BBLR) mencapai 5,70%. Sedangkan *World Health Organization* (WHO) menyebutkan bahwa 60-80% Angka Kematian Bayi (AKB) yang terjadi, diakibatkan oleh BBLR. Kurangnya gizi yang diperoleh saat masa kehamilan dapat berdampak pada status gizi janin yang direpresentasikan pada berat badan lahir yang tidak ideal. Salah satu parameter bayi dapat dikatakan sehat jika bayi tersebut lahir dengan berat badan antara 3000-4000 gram (gr), jika bayi yang lahir memiliki berat badan kurang dari 2500 gr dapat dikatakan Berat Badan Lahir Rendah (BBLR).

Status gizi ibu berperan sangat penting akan kesehatan pertumbuhan anak. Ibu yang mengalami kekurangan gizi dapat menyebabkan janin dalam kandungannya mengalami gangguan pertumbuhan, sehingga akan mengakibatkan BBLR yang jika tidak diperhatikan maka dapat menyebabkan gizi buruk kedepannya. Profil kesehatan Daerah Istimewa Yogyakarta juga melaporkan bahwa prevalensi bayi gizi buruk di Kabupaten Sleman pada tahun 2020 mencapai 6,50%. Salah satu parameter bayi dapat dikatakan mengalami gizi buruk jika hasil perhitungan *Z-score* atau simpangan Berat Badan (BB) menurut Tinggi Badan (TB) kurang dari -3.0 standar deviasi [1].

Upaya yang telah dilakukan oleh sektor kesehatan sudah dimulai dari balita terdeteksi mengalami status gizi kurang, namun prevalensi ini masih belum mencapai target yang sudah ditentukan. Banyak hal yang menjadi faktor dalam permasalahan BBLR dan gizi buruk. Diantaranya: perekonomian yang rendah, akses air dan lingkungan yang tidak baik, pembelajaran dan pemahaman mengenai status kesehatan anak yang kurang dan pola asuh balita yang buruk. Hal tersebut perlu di perhatikan dengan baik oleh orang tua maupun pemerintah.

Berdasarkan data publikasi Badan Pusat Statistika Sleman mengenai bayi lahir gizi buruk dan BBLR di Kabupaten Sleman, pada setiap kecamatan memiliki angka yang berbeda-beda, baik dari jumlah bayi lahir, bayi yang mengalami gizi buruk, maupun BBLR. Kondisi yang berbeda tersebut membutuhkan penanganan yang berbeda juga. Untuk mencegah bertambahnya kasus tersebut maka diperlukan pengelompokan kecamatan berdasarkan bayi lahir, gizi buruk, dan BBLR. Algoritma *K-Medoids* merupakan algoritma yang menggunakan metode pengelompokan partisi untuk mengelompokkan sekumpulan objek menjadi sejumlah *cluster*. Algoritma ini menggunakan objek dari sekelompok objek untuk mewakili sebuah *cluster* yang disebut *medoids*. Implementasi *K-Medoids* pada pengelompokan berdasarkan bayi lahir, gizi buruk, dan BBLR dapat membantu menangani keberadaan outlier yang terdapat dalam data penelitian dan memberikan dasar bagi Badan Perencanaan Pembangunan Kabupaten Sleman untuk merancang penanganan yang sesuai, mempertimbangkan kebutuhan masing-masing kelompok kecamatan.

Terdapat beberapa penelitian tentang *clustering K-Medoids* antara lain yang dilakukan [2], dalam penelitiannya untuk *clustering* kabupaten di Provinsi Sulawesi Selatan. Pada penelitian ini data yang digunakan sama dengan data yang digunakan peneliti saat ini namun kabupaten dan tahun yang digunakan berbeda. Adapun hasil penelitian yang di laporkan, jumlah *cluster* yang digunakan terdapat 2 *cluster*. Pada *cluster* 1 terdapat 3 wilayah dan dapat dikatakan wilayah yang memiliki jumlah bayi lahir, gizi buruk, dan BBLR yang cenderung lebih tinggi dari *cluster* 2. Pada *cluster* 2 terdapat 21 dan dapat dikatakan wilayah yang memiliki jumlah bayi lahir, gizi buruk, dan BBLR cenderung lebih rendah dari *cluster* 1.

Penelitian *K-Medoids* lainnya dilakukan oleh [3]. Pada penelitian ini data yang digunakan yaitu kasus diare menurut provinsi di Indonesia dan jumlah *cluster* yang digunakan ada 2 *cluster*. Pada *cluster* 1 terdapat 31 provinsi yang termasuk dalam *cluster* dengan jumlah kasus diare yang rendah dan pada *cluster* 2 terdapat 3 provinsi yang memiliki jumlah kasus diare yang tinggi.

Penelitian dengan menggunakan *K-Medoids* juga dilakukan oleh [4]. Penelitian ini menggunakan data jumlah penyakit maag berdasarkan daerah di Kabupaten Karawang Tahun 2017-2019 dan menggunakan 2 *cluster*. Pada *cluster* 1 terdapat 35 daerah dimana dikategorikan sebagai daerah yang memiliki kasus maag tingkat rendah, sedangkan pada *cluster* 2 terdapat 15 daerah dan dikategorikan sebagai kasus maag tingkat tinggi.

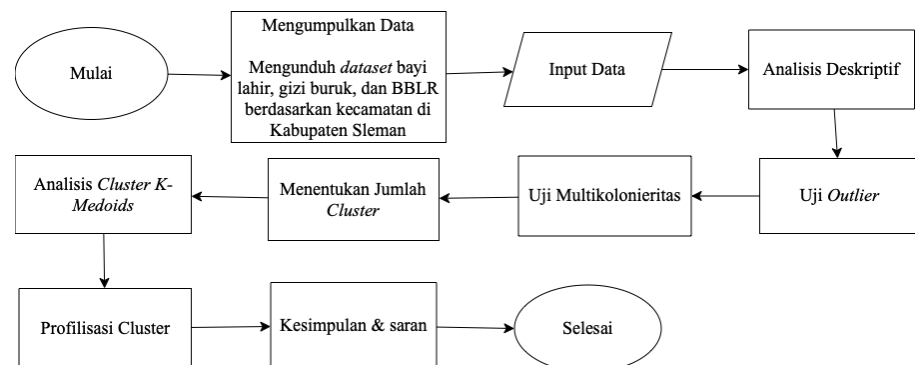
2. Metodologi Penelitian

2.1 Data dan Metode

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari *website* Badan Pusat Statistik (BPS) Kabupaten Sleman dengan judul “Banyaknya Bayi Lahir Gizi Buruk dan BBLR Menurut Kecamatan (Jiwa), 2020”, (<https://slemankab.bps.go.id/indicator/30/99/1/banyaknya-bayi-lahir-gizi-buruk-dan-bblr-menurut-kecamatan.html>).

Langkah-langkah untuk melakukan analisis dengan menggunakan metode *K-Medoids* yaitu:

- Mengumpulkan data dengan mengunduh dataset yang terdapat pada *website* Badan Pusat Statistik (BPS) Kabupaten Sleman dengan judul “Banyaknya Bayi Lahir Gizi Buruk dan BBLR Menurut Kecamatan (Jiwa), 2020”.
- Melakukan Input data bayi lahir, gizi buruk, dan BBLR menurut kecamatan ke RStudio.
- Melakukan analisis deskriptif untuk menggambarkan data baik sifat maupun karakter dalam berupa grafik dan ringkasan statistik data.
- Melakukan uji outlier dengan menggunakan Chi-Square Q-Q Plot untuk mengetahui apakah pada data penelitian ini terdapat outlier atau tidak.
- Melakukan uji multikolinearitas untuk mengetahui variable yang digunakan saling berhubungan atau tidak. Hal ini dapat diketahui dengan melihat nilai korelasinya, jika melebihi 0.8 atau kurang dari -0.8 variabel yang digunakan memiliki korelasi.
- Menentukan jumlah cluster, dengan menggunakan metode silhouette yaitu memanfaatkan pendekatan nilai rata-rata untuk memprediksi kualitas cluster yang terbentuk.
- Melakukan analisis cluster *k-medoids* dengan menggunakan jumlah cluster yang sudah diperoleh sehingga dapat diperoleh pengelompokan berdasarkan karakteristik kecamatan.
- Melakukan profilisasi untuk mengetahui karakteristik berdasarkan cluster yang diperoleh.
- Menarik kesimpulan berdasarkan hasil yang diperoleh dan saran ditujukan sebagai masukan untuk penelitian selanjutnya.



Gambar 1. Diagram Alir *K-Medoids*

2.2 Statistika Deskriptif

Statistika deskriptif merupakan suatu metode yang berhubungan dengan bagaimana menangani pengumpulan dan penyajian data untuk berbagi informasi yang bermanfaat. Statistik deskriptif bertujuan untuk menguraikan tentang sifat maupun karakter suatu keadaan sehingga dapat membuat deskripsi atau gambaran yang dapat mudah dimengerti mengenai fakta dan sifat yang sedang diamati [5].

Penelitian yang dilakukan untuk mendapati *eksistensi* suatu variabel individual, baik hanya satu variabel ataupun lebih tanpa menciptakan adanya suatu perbandingan merupakan pengertian statistika deskriptif menurut [6]. Data yang terdapat dalam statistika deskriptif umumnya dalam berbentuk pengukuran dan pemusatan data [7]. Salah satu parameter pemusatan data yang umum digunakan adalah rata-rata [8].

2.3 Data Outlier

Data *outlier* merupakan data yang terlihat berbeda dengan pola data lainnya, dimana persebaran data jauh dari ukuran pemusatan data yang ada. Data *outlier* biasanya terjadi karena terdapat kesalahan saat pengambilan sampel, dalam pemasukan data, atau benar-benar terdapat data ekstrim yang tidak dapat dihindarkan [9]. Pengujian *outlier* dapat dilakukan dengan beberapa cara, salah satunya memanfaatkan perbandingan jarak Mahalanobis dengan kuantil *Chi-Square*. Pada perbandingan jarak ini terdapat 2 metode yaitu metode “adj” (metode kuantil berdasarkan jarak Mahalanobil yang disesuaikan) yang menggunakan rumus ambang batas tertentu, yaitu:

$$Q = \text{Median}(D_i) + k \times \text{IQR}(D_i) \quad (1)$$

Dimana:

- Q = Ambang batas (*Quantile threshold*),
- $\text{Median}(D_i)$ = Median dari jarak Mahalanobil (D_i),
- k = Faktor skala yang dapat diatur,
- $\text{IQR}(D_i)$ = Rentang interkuartil dari jarak Mahalanobil (D_i).

Jarak Mahalanobil (D_i) dihitung sebagai berikut:

$$D_i = \sqrt{(X_i - \bar{X})^T \cdot S^{-1} \cdot X_i - \bar{X}} \quad (2)$$

Dimana:

- X_i = Vektor observasi ke-i,
- \bar{X} = Vektor rata-rata dari observasi,
- S^{-1} = Invers dari matriks kovarian dari observasi.

Ketika D_i melebihi ambang batas Q , observasi X_i dapat dianggap sebagai *outlier*. Kemudian terdapat metode “quan” (yang berdasarkan jarak Mahalonabis) yang menggunakan ambang batas yang dihitung berdasarkan distribusi *Chi-Square* [10], yaitu:

$$D_i^2 > X_{k,\alpha}^2 \quad (3)$$

Dimana:

- D_i^2 = Kuadrat jarak Mahalanobis untuk observasi ke-i,
- $X_{k,\alpha}^2$ = Nilai kritis Chi-Square dengan derajat kebebasan k (jumlah variabel dalam data) dan tingkat signifikansi α .

Jika D_i^2 melebihi nilai kritis *Chi-Square*, maka observasi X_i akan dianggap sebagai *outlier*.

2.4 Clustering

Clustering atau pengelompokan merupakan sebuah teknik dalam data mining yang dapat digunakan untuk menganalisis data dan digunakan untuk memecahkan masalah dengan mengelompokkan data atau memisahkan data dalam kumpulan data menjadi himpunan bagian. Pada teknik *clustering* targetnya yaitu untuk suatu kasus pendistribusian ke dalam suatu kelompok [11]. Tujuan dari proses *clustering* ini biasanya digunakan untuk mengelompokkan suatu data menjadi beberapa *cluster*, objek pada suatu *cluster* memiliki kemiripan yang maksimum, sedangkan kemiripan objek antar *cluster* memiliki tingkat minimum.

Hasil *clustering* dapat dikatakan baik jika menghasilkan tingkat kemiripan yang maksimum dalam sebuah *cluster* dan tingkat kemiripan yang minimum antar *clusternya*. *Clustering* menggunakan ukuran yang mewakili kesamaan antara data untuk menggambarkan struktur *clustering* sederhana untuk data yang kompleks, yaitu ukuran jarak, dan ukuran jarak yang sering dimanfaatkan yaitu jarak *Euclid* [12].

Teknik *cluster* memiliki dua metode dalam pengelompokannya, terdapat *hierarchical clustering* dan *non hierarchical clustering*. *Hierarchical clustering* adalah teknik *clustering* berdasarkan tingkatan tertentu sehingga akan membentuk “pohon bercabang” dimana terdapat perbedaan yang terlihat antar masing-masing objek. Sedangkan *non-hierarchical clustering* merupakan metode yang diawali dengan menentukan jumlah *cluster* terlebih dahulu, kemudian proses *cluster* berjalan tanpa mengikuti proses hirarki.

2.5 K-Medoids

Algoritma *K-Medoids* atau *Partitioning Around Medoids* (PAM) merupakan sebuah metode *partisi clustering* yang digunakan untuk menggabungkan sekelompok n objek membentuk sejumlah k *cluster*. Pada tahun 1987 metode ini dikembangkan oleh Leonard Kaufman dan Peter J. Rousseeuw. *K-Medoids* memanfaatkan objek pada sekelompok objek untuk mewakili *cluster*, berbeda dengan *K-Means* yang memanfaatkan nilai *mean* sebagai titik pusat *cluster*. Objek yang memiliki jarak lebih dekat dengan pusat *cluster* akan digabungkan sehingga membuat *cluster* baru. Kemudian algoritma secara acak akan memilih *cluster center* baru dari *cluster* yang terbentuk dan menghitung kembali jarak antara objek dengan titik pusat. *Cluster* dibuat dengan mempertimbangkan kedekatan yang dimiliki antar *medoids* dan *non-medoids* [13].

Algoritma *K-Medoids* memiliki keunggulan dalam mengatasi kelemahan *K-Means* yang sensitif terhadap *noise* dan *outlier*. Selain itu, hasil dari proses *clustering* tidak bergantung pada urutan dataset yang dimasukkan. Terdapat langkah-langkah algoritma *K-Medoids*:

1. Menentukan titik pusat *cluster* sejumlah k atau banyak *cluster*
2. Bagikan masing-masing data atau objek ke *cluster* terdekat dengan menggunakan ukuran jarak *Euclidian distance* dengan persamaan:

$$d(x, y) = \|x - y\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} ; 1, 2, 3, \dots, n \quad (4)$$

Keterangan:

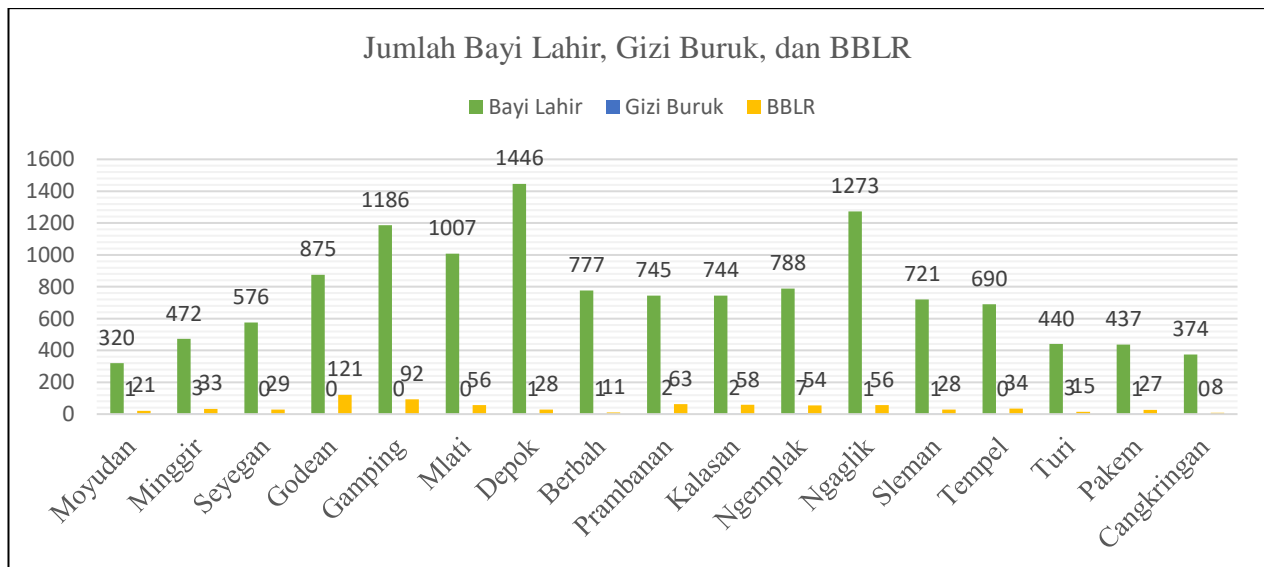
- d = Jarak Euclidean
- (x_i, y_i) = Titik koordinat ke- i

3. Menentukan objek secara acak pada setiap *cluster* menjadi *medoid* baru
4. Mengestimasi jarak setiap objek pada setiap *cluster* dengan menggunakan *medoid* baru
5. Mengestimasi total simpangan (S) dengan menghitung total jarak baru dikurang dengan total jarak lama. Jika $S < 0$, maka tukaran objek tersebut dengan data *cluster* untuk membuat grup objek baru sebagai *medoid*.
6. Mengulang langkah 3-5 hingga *medoid* tetap atau tidak berubah dan didapatkan *cluster* beserta anggota dari setiap *cluster*.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Analisis Deskriptif

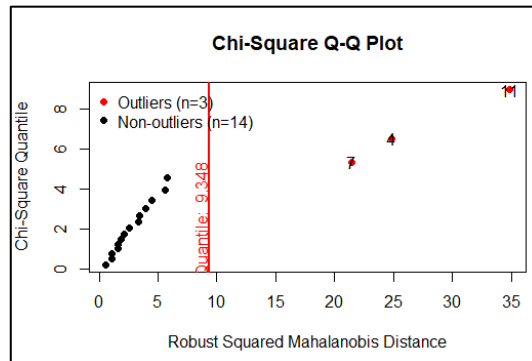
Data yang digunakan merupakan data jumlah bayi lahir, gizi buruk, dan BBLR. Pada Kecamatan Depok memiliki jumlah bayi lahir terbanyak (1446 jiwa), tetapi terdapat bayi gizi buruk yang terbilang sedikit (1 jiwa) dan BBLR yang cukup banyak (28 jiwa). Kecamatan Moyudan memiliki jumlah bayi lahir yang terbilang sedikit dibandingkan kecamatan lainnya (320 jiwa), tetapi juga terdapat bayi gizi buruk (1 jiwa) dan BBLR (21 jiwa). Pada kecamatan lainnya memiliki angka yang sangat beragam, seperti kecamatan yang tidak terdapat bayi gizi buruk ataupun kecamatan yang terdapat BBLR hingga 100 jiwa. Agar lebih jelas data dapat dilihat pada gambar berikut.



Gambar 2. Bar Chart Jumlah Bayi Lahir, Gizi Buruk, dan BBLR

3.2 Asumsi Cluster

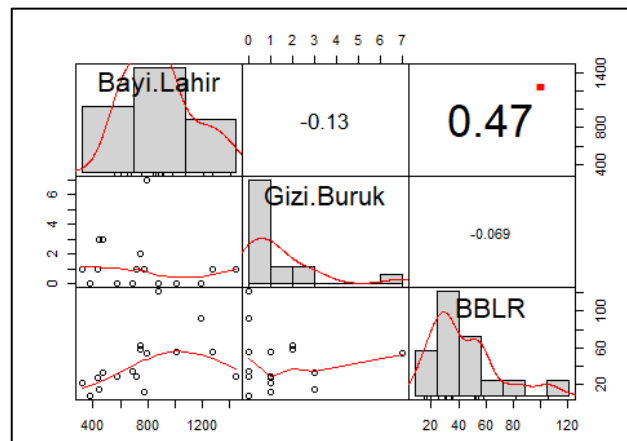
3.2.1 Uji Outlier



Gambar 3. Uji Outlier

Uji outlier ini dilakukan uji dengan menggunakan Q-Q Plot dan digunakan untuk mengetahui apakah terdapat data yang memiliki pola berbeda dengan data lainnya. Pada gambar diatas terdeteksi bahwa terdapat 3 titik data yang terhitung outlier yaitu pada titik 7, 4, dan 11. Karena pada data yang digunakan terdapat outlier, maka akan digunakan metode *K-Medoids* untuk clustering data tersebut.

3.2.2 Uji Multikolinieritas

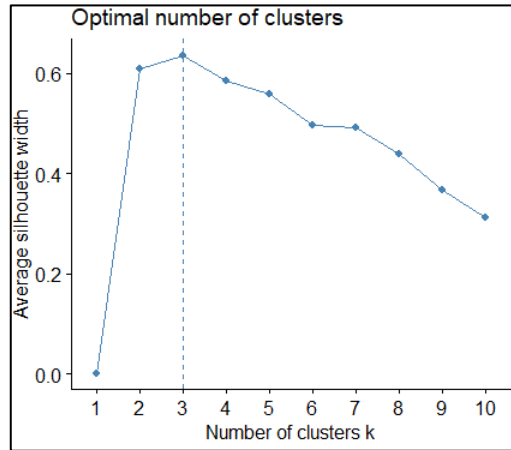


Gambar 4. Uji Multikolinieritas

Nilai korelasi yang menunjukkan angka lebih besar dari 0.8 atau lebih kecil dari -0.8 dapat dikatakan bahwa terjadi multikolinieritas pada data yang digunakan. Pada data penelitian ini didapatkan nilai korelasi antar variabel terdapat nilai yang lebih kecil dari -0.8 sehingga pada data ini asumsi terdapat multikolinieritas terpenuhi.

3.3 Hasil Cluster

3.3.1 Cluster Optimal dan Pengelompokan



Gambar 5. Grafik Menentukan Banyak *Cluster* dengan *Silhouette*

Dalam menentukan jumlah *cluster* optimal dapat menggunakan metode *silhouette* atau menggunakan *script* khusus pada *K-Medoids* yaitu *library fpc*. Jumlah *cluster* optimal yang didapat untuk pengelompokan pada data bayi lahir gizi buruk dan BBLR adalah sebanyak 3. Sehingga didapatkan hasil pengelompokan kecamatan sebagai berikut.

Tabel 1. Pengeompokan Kecamatan Berdasaekan *Cluster*

Kecamatan	Bayi Lahir	Gizi Buruk	BBLR	Cluster
Moyudan	320	1	21	1
Minggir	472	3	33	1
Seyegan	576	0	29	1
Godean	875	0	121	2
Gamping	1186	0	92	3
Mlati	1007	0	56	2
Depok	1446	1	28	3
Berbah	777	1	11	2
Prambanan	745	2	63	2
Kalasan	744	2	58	2
Ngemplak	788	7	54	2
Ngaglik	1273	1	56	3

Kecamatan	Bayi Lahir	Gizi Buruk	BBLR	Cluster
Sleman	721	1	28	2
Tempel	690	0	34	2
Turi	440	3	15	1
Pakem	437	1	27	1
Cangkringan	374	0	8	1

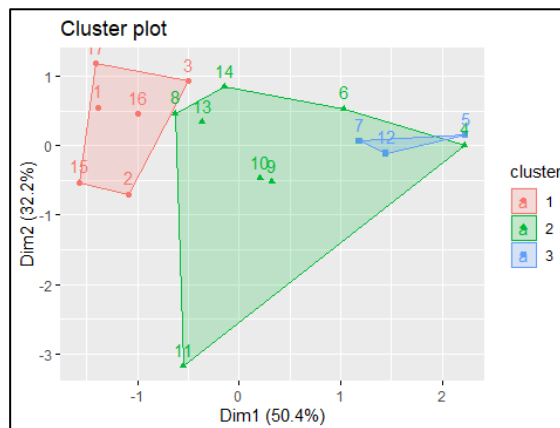
Pengelompokan kecamatan yang ada di Kabupaten Sleman berdasarkan jumlah bayi lahir, gizi buruk, dan BBLR dengan menggunakan metode *K-Medoids* terbagi menjadi 3 *cluster*. Untuk mempermudah membaca hasil diatas, maka akan ditampilkan tabel pengelompokan kecamatan berdasarkan *cluster* sebagai berikut:

Tabel 2. Pengelompokan Kecamatan Berdasarkan *Cluster*

Cluster	Jumlah	Kecamatan
1	6	Seyegan, Minggir, Turi, Pakem, Moyudan, dan Cangkringan
2	8	Sleman, Tempel, Berbah, Ngemplak, Prambanan, Kalasan, Godean, dan Mlati
3	3	Depok, Gamping, dan Ngaglik

Berdasarkan tabel diatas pada *cluster* 1 terdapat 6 kecamatan ada kecamatan Seyegan, Minggir, Turi, Pakem, Moyudan, dan Cangkringan. Pada *cluster* 2 terdapat 8 kecamatan yaitu kecamatan Sleman, Tempel, Berbah, Ngemplak, Prambanan, Kalasan, Godean, dan Mlati. Sedangkan pada *cluster* 3 terdapat 3 kecamatan diantaranya kecamatan Depok, Gamping, dan Ngaglik.

3.3.2 Profilisasi Cluster



Gambar 6. Plot *Clustering*

Terlihat hasil plot *clustering* yang telah diperoleh terdapat 3 warna yang bertujuan untuk menunjukkan hasil *cluster*. Perbedaan warna tersebut memiliki karakteristik yang berbeda. maka dilakukan profilisasi untuk mengetahui karakteristik dari semua *cluster* yang didapat, sebagai berikut:

1. Pada *cluster* 1 rata-rata bayi lahir dan kasus BBLR tergolong rendah yaitu sebanyak 436 jiwa dan 22 jiwa, sedangkan pada kasus gizi buruk kecamatan yang termasuk *cluster* 1 memiliki

- jumlah berbeda-beda, terdapat kecamatan yang memiliki kasus gizi buruk sebanyak 3 jiwa, 1 jiwa, hingga tidak memiliki kasus gizi buruk pada kecamatan tersebut.
2. Pada *cluster* 2 rata-rata bayi lahir dan kasus BBLR tergolong sedang yaitu sebanyak 793 jiwa dan 53 jiwa, sedangkan pada kasus gizi buruk kecamatan pada *cluster* 3 memiliki jumlah yang berbeda-beda, terdapat kecamatan yang memiliki sebanyak 1 jiwa hingga 7 jiwa kasus gizi buruk.
 3. Pada *cluster* 3 rata-rata bayi lahir dan kasus BBLR tergolong tinggi yaitu sebanyak 1302 jiwa dan 59 jiwa, sedangkan pada kasus gizi buruk kecamatan pada *cluster* 3 ini rata-rata memiliki sebanyak 0 sampai 1 jiwa kasus gizi buruk.

4. Kesimpulan

Berdasarkan kajian penelitian yang telah dilakukan dapat diambil keputusan bahwa jumlah bayi lahir di Kabupaten Sleman tertinggi yaitu di Kecamatan Depok dengan jumlah 1446 jiwa, jumlah bayi gizi buruk tertinggi yaitu di Kecamatan Ngeplak sebanyak 7 jiwa, dan jumlah BBLR tertinggi yaitu Kecamatan Godean sebanyak 121 jiwa. Kemudian diperoleh 3 *cluster* dengan masing-masing karakteristik yaitu ada *cluster* 1 rata-rata bayi lahir dan kasus BBLR tergolong rendah yaitu sebanyak 436 jiwa dan 22 jiwa, sedangkan pada kasus gizi buruk kecamatan yang termasuk *cluster* 1 memiliki jumlah berbeda-beda, terdapat kecamatan yang memiliki kasus gizi buruk sebanyak 3 jiwa, 1 jiwa, hingga tidak memiliki kasus gizi buruk pada kecamatan tersebut. Pada *cluster* 2 rata-rata bayi lahir dan kasus BBLR tergolong sedang yaitu sebanyak 793 jiwa dan 53 jiwa, sedangkan pada kasus gizi buruk kecamatan pada *cluster* 3 memiliki jumlah yang berbeda-beda, terdapat kecamatan yang memiliki sebanyak 1 jiwa hingga 7 jiwa kasus gizi buruk. Pada *cluster* 3 rata-rata bayi lahir dan kasus BBLR tergolong tinggi yaitu sebanyak 1302 jiwa dan 59 jiwa, sedangkan pada kasus gizi buruk kecamatan pada *cluster* 3 ini rata-rata memiliki sebanyak 0 sampai 1 jiwa kasus gizi buruk.

5. Daftar Pustaka

- [1] *PENCEGAHAN DAN TATA LAKSANA GIZI BURUK PADA BALITA DI LAYANAN RAWAT JALAN*. Jakarta: Kementerian Kesehatan RI, 2020.
- [2] R. E. Sihombing, D. Rachmatin, and J. A. Dahlan, "PROGRAM APLIKASI BAHASA R UNTUK PENGELOMPOKAN OBJEK MENGGUNAKAN METODE K-MEDOIDS CLUSTERING," *EurekaMatika*, vol. 7, 2019.
- [3] F. Hardiyanti, H. S. Tambunan, and I. S. Saragih, "PENERAPAN METODE K-MEDOIDS CLUSTERING PADA PENANGANAN KASUS DIARE DI INDONESIA," *KOMIK (Konferensi Nasional Teknologi Informasi dan Komputer)*, vol. 3, Oct. 2019.
- [4] S. Nurlaela, A. Primajaya, and T. N. Padilah, "ALGORITMA K-MEDOIDS UNTUK CLUSTERING PENYAKIT MAAG DI KABUPATEN KARAWANG," *Jurnal Informatika, Manajemen dan Komputer*, vol. 12, Dec. 2020.
- [5] R. E. Walpole, *Pengantar statistika*, 3rd ed. Jakarta: Gramedia Pustaka Utama, 1995.
- [6] Sugiyono, *Metode Penelitian Kombinasi (Mixed Methods)*. Bandung: Alfabeta, 2015.
- [7] D. Kuswanto, *Statistik untuk Pemula dan Orang Awam*. Jakarta: Laskar Aksara, 2012.
- [8] A. Fauzy, *Statistika Industri*. Jakarta: Erlangga, 2009.
- [9] W. Widhiarso, *Berurusan dengan Outliers*. 2001.

- [10] B. Everitt and T. Hothorn, *An Introduction to Applied Multivariate Analysis with R*. Ney York, 2011.
- [11] S. Agustina, D. Yhudo, H. Santoso, N. Marnasusanto, A. Tirtana, and F. Khusnu, "CLUSTERING KUALITAS BERAS BERDASARKAN CIRI FISIK MENGGUNAKAN METODE K-MEANS," 2012.
- [12] Ri. A. Johnson and D. W. Wichern, *Applied multivariate statistical analysis*, 6th ed. Upper Saddle River, New Jersey, 2007.
- [13] L. Kaufman and P. J. Rousseeuw, *Finding Groups in Data: An Introduction to Cluster Analysis*, vol. 39. New York: Willey, 1990.