

**PENGELOMPOKAN KABUPATEN DAN KOTA PADA SETIAP
PROVINSI DI PULAU SULAWESI BERDASARKAN INDEKS
PEMBANGUNAN MANUSIA MENGGUNAKNA METODE *DENSITY-
BASED SPATIAL CLUSTERING OF APPLICATIONS WITH NOISE* DAN *K-
MEDOIDS***

Ni Made Asrikayani^{1*}

¹Jurusan Statistika, Fakultas Sains Terapan, Institut Sains & Teknologi AKPRIND Yogyakarta

Email : nimadeasrikayani@gmail.com

*corresponding author

Abstract. *The island of Sulawesi has unequal development conditions in every district and city in every province on the island of Sulawesi which is characterized by a high number of poor people, resulting in low economic growth and human development. The Human Development Index can be measured using a number of indicators, including per capita expenditure, life expectancy, percentage of poor people, expected years of schooling, and average years of schooling. Therefore, the grouping of regencies and cities on the island of Sulawesi can be done using the DBSCAN (Density Spatial Clustering Application With Noise) method and the K-Medoids method. Then calculate the distance using Euclidean distance and Minkowski distance. Then tested the validity of each distance using the Davies-Bouldin Index and C-Index validation. So the result is that the K-Medoids method is better than DBSCAN. This can be seen from the Minkowski distance with parameter $k = 2$ producing 2 clusters namely cluster 1 which consists of 67 regencies and cluster 2 which consists of 7 cities, with the smallest DBI value of 0.3528287 and Minkowski distance value with C-Index validity of 0.1002084.*

Keywords: *Human Development Index (HDI), Density-Based Spatial Clustering Of Applications with Noise (DBSCAN), K-Medoids, Euclidean Distance, Minkowski Distance.*

Abstrak. Pulau Sulawesi memiliki kondisi pembangunan yang tidak merata pada kabupaten dan kota di setiap provinsi di pulau Sulawesi yang ditandai dengan tingginya penduduk miskin, sehingga mengakibatkan rendahnya pertumbuhan ekonomi dan pembangunan manusia. Indeks Pembangunan Manusia dapat diukur dengan menggunakan sejumlah indikator, termasuk pengeluaran perkapita, umur harapan hidup, persentase penduduk miskin, harapan lama sekolah, dan rata-rata lama sekolah. Oleh karena itu, pengelompokan kabupaten dan kota di pulau Sulawesi dapat dilakukan dengan menggunakan metode DBSCAN (Density Spatial Clustering Application With Noise) dan metode K-Medoids. Kemudian dilakukan perhitungan jarak menggunakan jarak Euclidean dan jarak Minkowski. Selanjutnya dilakukan uji validitas pada tiap jarak menggunakan validitasi Davies-Bouldin Indeks dan C-Indeks. Sehingga diperoleh hasil bahwa metode K-Medoids lebih baik dari DBSCAN. Hal ini terlihat dari jarak Minkowski dengan parameter $k=2$ menghasilkan 2 klaster yaitu klaster 1 yang terdiri dari 67 kabupaten dan klaster 2 yang terdiri dari 7 kota, dengan nilai DBI terkecil sebesar 0.3528287 dan nilai jarak Minkowski dengan validitas C-Indeks adalah sebesar 0,1002084.

Kata Kunci: Indeks Pembangunan Manusia (IPM), Density-Based Spatial Clustering Of Applications with Noise (DBSCAN), K-Medoids, Jarak Euclidean, Jarak Minkowski

1. Pendahuluan

Indeks Pembangunan Manusia (IPM) menjelaskan bagaimana capaian pembangunan manusia berbasis sejumlah komponen dasar kualitas hidup. Sebagai ukuran kualitas hidup, IPM dibangun melalui pendekatan tiga dimensi dasar. Dimensi tersebut mencakup umur panjang dan sehat, pengetahuan, dan kehidupan yang layak. IPM dapat menentukan peringkat atau level pembangunan suatu wilayah atau negara. Di pulau Sulawesi sendiri pembangunan manusia secara keseluruhan belum merata seperti halnya pada jajaran provinsi di pulau Sulawesi, Provinsi Gorontalo menempati posisi ke-5 dengan nilai IPM sebesar 69,81% dan Provinsi Sulawesi Barat menempati posisi ke-6 yang memiliki nilai IPM yaitu sebesar 66,92%. Secara nasional Provinsi Gorontalo berada pada peringkat 27 dan Provinsi Sulawesi Barat berada pada peringkat 31 dari 39 Provinsi di Indonesia.

Perencanaan pembangunan manusia yang dilakukan oleh suatu daerah tentunya membutuhkan dukungan, terutama dari pemerintah. IPM mengukur capaian pembangunan manusia berdasarkan beberapa komponen dasar kualitas hidup, yang dibangun dengan menggunakan pendekatan dasar tiga dimensi. Dimensi tersebut meliputi umur panjang dan sehat, pengetahuan dan kehidupan yang layak.

Pada penelitian ini dilakukan untuk mengelompokkan kabupaten dan kota di Pulau Sulawesi dengan menggunakan metode DBSCAN dan *K-Medoids* dikarenakan peneliti ingin melihat kesamaan karakteristik kabupaten dan kota yang mempengaruhi indeks pembangunan manusia tahun 2022. Pada penelitian ini kedua metode dibandingkan menggunakan validitas *Davies-Bouldin Index* dan *C-Index* kemudian melakukan profiling cluster untuk mengetahui karakteristik dari masing-masing klaster yang terbentuk. Dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran bagi pemerintah di masing-masing provinsi yang berada di Pulau Sulawesi agar dapat melihat kabupaten dan kota mana yang indeks pembangunan manusianya harus ditingkatkan lagi.

2. Metode

pada penelitian ini adalah menggunakan data sekunder yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Sulawesi Selatan, Sulawesi Utara, Sulawesi Barat, Sulawesi Tengah, Sulawesi Tenggara, dan Gorontalo Tahun 2022. Berikut merupakan tahapan analisis data :

- 1) Mengumpulkan data sekunder.
- 2) Melakukan analisis deskriptif untuk menguraikan data.
- 3) Melakukan standarisasi data untuk menyamakan satuan ukur dari setiap variabel dan mendeteksi data *outlier*. dengan menggunakan rumus *z-score* sebagai berikut

$$z = \frac{x - \bar{x}}{\sigma} \quad (1)$$

Dimana x merupakan nilai suatu variabel, \bar{x} rata-rata data suatu variabel dan σ merupakan standar deviasi data suatu variabel

- 4) Melakukan uji asumsi pada analisis kluster, yaitu uji multikolinearitas .
- 5) Melakukan pengelompokan menggunakan metode DBSCAN dengan langkah-langkah seperti berikut :
 - a) Menentukan nilai *MinPts* dan *eps*.
 - b) Menentukan *core point* (p) secara acak
 - c) Melakukan perhitungan jarak dengan menggunakan jarak *Euclidean* dan *Minkowski* seperti berikut :
Berikut merupakan rumus perhitungan jarak *Euclidean*.

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^p (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (2)$$

Berikut merupakan rumus perhitungan jarak *Minkowski*.

$$d_{ij} = \left(\sum_{k=1}^n |X_{ik} - X_{jk}|^p \right)^{\frac{1}{p}} \quad (3)$$

Keterangan :

d_{ij} : jarak antar objek ke i dan pusat kluster ke j

x_{ik} : data objek ke- i pada variabel ke- k

x_{jk} : pusat kelompok ke- j pada variabel ke- k

p : parameter order

- d) Membuat plot kluster yang terbentuk
- e) Melakukan uji validitas *Davies-Bouldin Index* dan *C-Index*.
Berikut merupakan perhitungan indeks validitas DB yang dapat dilihat pada rumus berikut :

$$DBI = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \max_{i \neq j} (R_{i,j}) \quad (4)$$

Keterangan :

k : jumlah kluster

$R_{i,j}$: ratio dari nilai SSW dan SSB

Berikut merupakan rumus untuk menghitung *C-Index* .

$$C - Index = \frac{S_w - S_{min}}{S_{max} - S_{min}}, S_{min} \neq S_{max} \in (0,1) \quad (5)$$

Keterangan :

S_w : rata-rata jarak objek dalam kluster yang sama

S_{min} : jumlah jarak terkecil antara semua pasangan objek data dalam satu kluster.

S_{max} : jumlah jarak terbesar antara semua pasangan objek data dalam satu kluster.

- 6) Melakukan pengelompokan menggunakan metode *K-Medoids* dengan langkah-langkah seperti berikut :
 - a) Menentukan jumlah kluster dengan metode *Silhouette Widh*.

Nilai *silhouette width* dapat dihitung menggunakan rumus sebagai berikut:

$$s(i) = \frac{b(i)-a(i)}{\max(a(i),b(i))} \tag{6}$$

Keterangan:

$a(i)$: Rata-rata jarak objek ke- i dengan objek lain dalam satu kluster

$b(i)$: Rata-rata jarak objek ke- i dengan objek lain pada kluster terdekat.

- b) Menentukan *medoids*
- c) Menentukan objek *non medoids* sebagai *centroid*
- d) Menghitung nilai selisih (S) antara total *cost non medoids* dan total *cost medoids* dengan persamaannya yaitu:

$$S = Total Cost Baru - Total Cost Lama \tag{7}$$

- e) Jika nilai $S < 0$ maka dilakukan penukaran *non medoids* dengan *medoids*
- f) Membuat plot kluster yang terbentuk
- g) Melakukan uji validitas *Davies-Bouldin Index* dan *C-Index*.

- 7) Perbandingan hasil terbaik dengan melihat nilai validitas terkecil
- 8) Melakukan *Profiling cluster*
- 9) Menarik kesimpulan.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Gambaran umum IPM Kabupaten dan Kota pada masing-masing Provinsi di Pulau Sulawesi

Berikut merupakan gambaran umum IPM pada tiap kabupaten dan kota di Pulau Sulawesi pada tahun 2022.

Tabel 1 Analisis Deskriptif

No	Variabel	N	Minimum	Maksimum	Mean	Standar Deviasi
1	Umur Harapan Hidup (Tahun)	81	62,12	73,93	69,4359	2,37682
2	Persentase Penduduk Miskin (Persen)	81	4,57	19,00	10,8481	3,81928
3	Pengeluaran Perkapita (Persen)	81	71406,00	17406,00	$1,03 \times 10^8$	207,158,677
4	Harapan Lama Sekolah (Tahun)	81	11,61	16,90	13,1659	0,93381
5	Rata-Rata Lama Sekolah (Tahun)	81	6,75	12,52	8,6981	1,17966

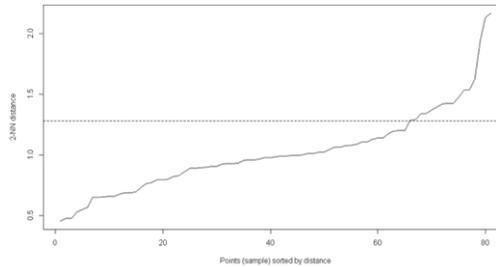
Dapat dilihat dari Tabel 1 diatas yang menjelaskan statistik deskriptif 5 variabel yang digunakan untuk menggambarkan indeks pembangunan manusia di 81 kabupaten dan kota di seluruh provinsi pulau Sulawesi. Dimana pada variabel umur harapan hidup dengan jumlah data sebanyak 81 data dengan nilai minimum sebesar 62,12, nilai maksimum sebesar 73,93 yang memiliki rata-rata sebesar 69,4359 dan standar deviasi sebesar 2,37682.

3.2. Pengelompokan dengan Menggunakan Metode DBSCAN

Pada penelitian ini digunakan metode DBSCAN yang dilakukan dengan menggunakan dua pengukuran jarak, yaitu jarak *Euclidean* dan jarak *Minkowski*.

1) Pengelompokan dengan metode DBSCAN dengan Jarak *Euclidean*

Pada penelitian ini digunakan nilai *MinPts* sebesar 2 dan nilai *Eps* ditentukan dengan menggunakan plot *K-Nearest Neighbor* (KNN).



Gambar 1. KNN Plot dengan Jarak *Euclidean*

Dari Gambar 1 dapat diketahui bahwa terjadi pembentukan siku sekitar pada $k = 1,28$. Sehingga nilai *eps* yang dihasilkan adalah sebesar 1,28.

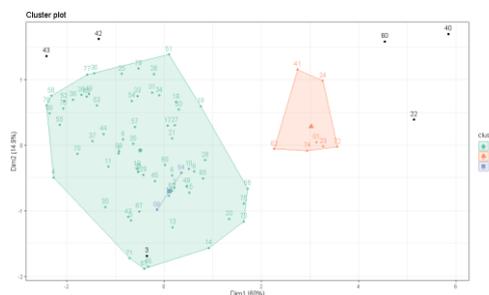
Kemudian diperoleh anggota kluster yang terbentuk dengan menggunakan nilai *MinPts*=2 dan *Eps* = 1,28 seperti pada **Tabel 2** berikut.

Tabel 2 Pengelompokan dengan parameter *MinPts* = 2 dan *eps* = 1,28 dengan Jarak *Euclidean*

Klaster	0	1	2	3
Jumlah	6	66	7	2

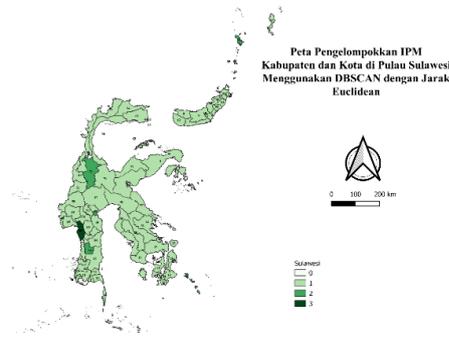
Dapat dilihat pada **Tabel 2** bahwa kluster 1 terdiri dari 66 kabupaten/kota, kluster 2 terdiri dari 7 kabupaten/kota dan kluster 3 terdiri dari 2 kabupaten/kota, kemudian untuk kluster 0 atau *noise* terdiri dari 6 kabupaten dan kota.

Setelah diketahui pengelompokan pada masing-masing objek, maka dilakukan plot hasil DBSCAN *clustering*. Plot tersebut menyajikan pola persebaran setiap anggota yang terdapat pada masing-masing kluster seperti **Gambar 2**.



Gambar 2 Plot DBSCAN dengan Jarak *Euclidean*

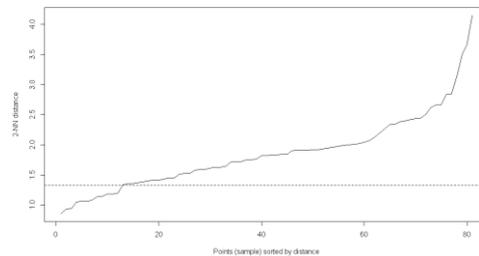
Kemudian berikut merupakan peta hasil dari pengelompokan metode DBSCAN dengan jarak *Euclidean* seperti **Gambar 3**.



Gambar 3 Peta DBSCAN dengan Jarak *Euclidean*

Dari **Gambar 3** dapat diketahui bahwa klaster 1 berwarna hijau muda, klaster 2 berwarna hijau terang dan klaster 3 berwarna hijau gelap.

- 2) Pengelompokan dengan metode DBSCAN dengan Jarak *Minkowski*
 Pada penelitian ini digunakan nilai *MinPts* sebesar 2 dan nilai *Eps* ditentukan dengan menggunakan plot *K-Nearest Neighbor (KNN)*.



Gambar 4. KNN Plot dengan Jarak *Minkowski*

Dari Gambar 1 dapat diketahui bahwa terjadi pembentukan siku sekitar pada $k = 1,33$ dimana. Sehingga nilai *eps* yang dihasilkan adalah sebesar 1,

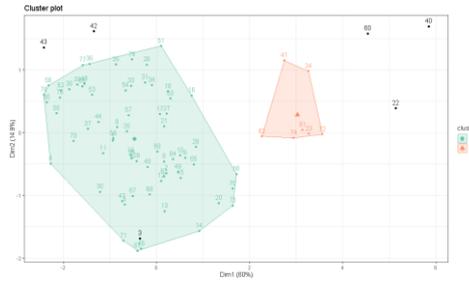
Kemudian diperoleh anggota klaster yang terbentuk dengan menggunakan nilai *MinPts*=2 dan *Eps* = 1,28 seperti pada **Tabel 3** berikut.

Tabel 3 Pengelompokan dengan parameter *MinPts* = 2 dan *eps* = 1,28 dengan Jarak *Minkowski*

Klaster	0	1	2
Jumlah	6	68	7

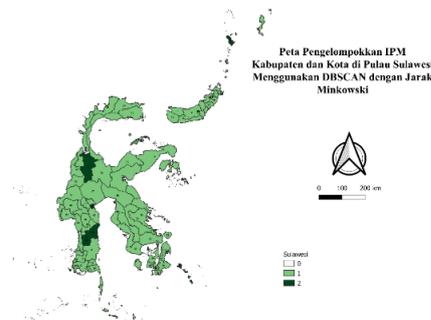
Dapat dilihat pada **Tabel 3** bahwa klaster 1 terdiri dari 66 kabupaten/kota, klaster 2 terdiri dari 7 kabupaten/kota. Kemudian untuk klaster 0 atau *noise* terdiri dari 6 kabupaten dan kota.

Setelah diketahui pengelompokan pada masing-masing objek, maka dilakukan plot hasil DBSCAN *clustering*. Plot tersebut menyajikan pola persebaran setiap anggota yang terdapat pada masing-masing klaster seperti **Gambar 5**.



Gambar 5 Plot DBSCAN dengan Jarak *Minkowski*

Kemudian berikut merupakan peta hasil dari pengelompokan metode DBSCAN dengan jarak *Minkowski* seperti **Gambar 6**.



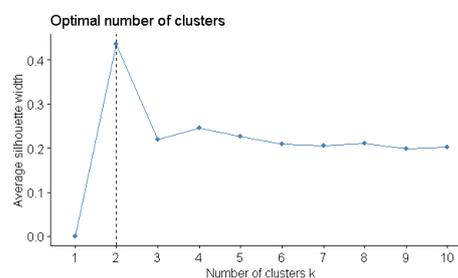
Gambar 6 Peta DBSCAN dengan Jarak *Minkowski*

Dari Gambar 6 diketahui bahwa kluster satu berwarna hijau terang dan kluster 2 berwarna hijau gelap.

3.3. Pengelompokan dengan Menggunakan Metode *K-Medoids*

Pada penelitian ini digunakan metode *K-Medoids* yang dilakukan dengan menggunakan dua pengukuran jarak, yaitu jarak *Euclidean* dan jarak *Minkowski*.

Pada penelitian ini digunakan jumlah penentuan kluster optimal dengan menggunakan metode *silhouette width*.



Gambar 7. *Silhouette Width* dengan Jarak *Euclidean* dan *Minkowski*

Dari **Gambar 7** dapat diketahui bahwa nilai *Silhouette* tertinggi terletak pada titik ke dua yang berarti jumlah kluster optimal adalah sebanyak 2 kluster. Kemudian diperoleh anggota kluster yang terbentuk dengan menggunakan nilai $k = 2$ seperti pada **Tabel 4** berikut.

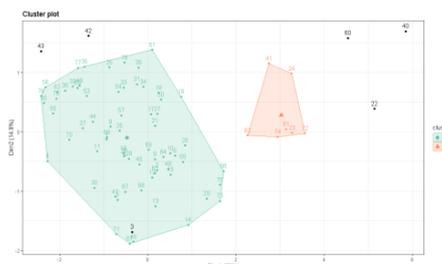
Tabel 4 Pengelompokan $k=2$ dengan Jarak *Euclidean* dan *Minkowski*

hh

Klaster	1	2
Jumlah	66	14

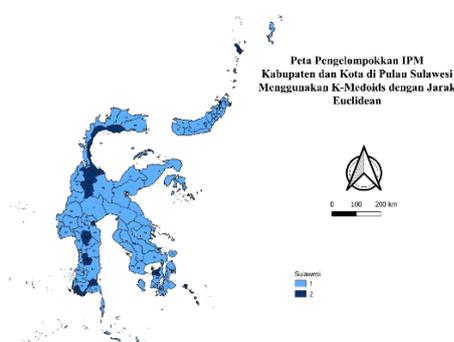
Dapat dilihat pada **Tabel 4** bahwa klaster 1 terdiri dari 66 kabupaten, dan klaster 2 terdiri dari 14.

Setelah diketahui pengelompokan pada masing-masing objek, maka dilakukan plot hasil *K-Medoids clustering*. Plot tersebut menyajikan pola persebaran setiap anggota yang terdapat pada masing-masing klaster seperti **Gambar 8**.



Gambar 8 Plot *K-Medoids* dengan Jarak *Euclidean* dan *Minkowski*

Kemudian berikut merupakan peta hasil dari pengelompokan metode *K-Medoids* dengan jarak *Euclidean* dan *Minkowski* seperti **Gambar 9**.



Gambar 9 Peta *K-Medoids* dengan Jarak *Euclidean* dan *Minkowski*

Dari **Gambar 9** dapat diketahui bahwa klaster 1 berwarna biru muda, dan klaster 2 berwarna biru gelap.

3.4 Hasil Perbandingan Metode DBSCAN dan *K-Medoids*

Sebelumnya sudah dilakukan pengelompokan kabupaten dan kota dengan menggunakan metode DBSCAN dan *K-Medoids*, kemudian selanjutnya dilakukan perbandingan dengan uji validitas *Davies-Bouldin Index* dan *C-Index*.

Tabel 6 Hasil Perbandingan Uji Validitas

No	Metode	Perhitungan Jarak	Parameter	Jumlah Klaster	Hasil Validitas	
					DBI	<i>C-Index</i>
1	DBSCAN	<i>Euclidean</i>	$MinPts = 2$	3 klaster + 6 <i>noise</i>	1,035	0,131
			$Eps = 1,28$			
	DBSCAN	<i>Minkowski</i>	$MinPts = 2$	2 klaster + 6 <i>noise</i>	0,658	0,101
			$Eps = 1,33$			

2	<i>K-Medoids</i>	<i>Euclidean</i>	$k = 2$	2 klaster	0,773	0,115
	<i>K-Medoids</i>	<i>Minkowski</i>	$k = 2$	2 klaster	0,353	0,100

Dari **Tabel 6** dapat diketahui bahwa pengelompokan dengan menggunakan metode *K-Medoids* lebih baik dibandingkan dengan DBSCAN. Karena nilai dari jarak *Minkowski* dengan parameter $k = 2$ menghasilkan nilai DBI paling kecil dibandingkan dengan validitas DBI lainnya yaitu sebesar 0,353 dan nilai jarak *Minkowski* dengan validitas *C-index* pada metode *K-Medoid* juga paling kecil dibandingkan dengan uji validitas *C-Index* lainnya yaitu sebesar 0,100.

3.5 Profiling Cluster Metode Terbaik

Berdasarkan hasil pengelompokan terbaik yaitu dengan metode *K-Medoids* menggunakan jarak *Minkowski* dengan parameter $k = 2$. Kemudian dibuat kategori pada nilai masing-masing variabel yaitu rendah dan tinggi seperti pada **Tabel 7**.

Tabel 7 Profiling Cluster

No	Variabel	Klaster 1	Klaster 2
1	Umur Harapan Hidup (Tahun)	68,9	71,8
2	Persentase Penduduk Miskin (%)	11,8	6,08
3	Pengeluaran Perkapita (Rupiah)	9639	13302
4	Harapan Lama Sekolah (Tahun)	12,9	14,5
5	Rata-Rata Lama Sekolah (Tahun)	8,27	10,7

Berdasarkan rata-rata setiap variabel dari masing-masing klaster yang dibandingkan dengan rata-rata setiap variabel dari seluruh klaster, dapat diketahui bahwa klaster 1 memiliki karakteristik indeks pembangunan manusia yang rendah dengan persentase penduduk miskin yang tinggi pada masing-masing kabupaten di Pulau Sulawesi. Sedangkan klaster 2 memiliki karakteristik indeks pembangunan manusia yang tinggi pada masing-masing Kota di Pulau Sulawesi.

4. Kesimpulan

Berdasarkan analisis dan pembahasan yang telah dilakukan pada penelitian ini, dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut

- Mendapatkan gambaran Indeks Pembangunan Manusia di kerajaan dan kota masing-masing provinsi di Pulau Sulawesi dimana 5 variabel yang digunakan dalam penelitian ini, misalnya dapat dilihat pada variabel angka harapan hidup daerah yaitu Angka harapan hidup terendah adalah 62,16 tahun dan angka harapan hidup tertinggi adalah 73,93 tahun dengan nilai rata-rata 69,4359 tahun dan standar deviasi 2,37682 tahun.
- Hasil klaster menggunakan metode DBSCAN dengan jarak *Euclidean* menggunakan parameter $MinPts=2$ dan $Eps=1.28$ yang menghasilkan 3 cluster dan 7 *noise* dimana klaster 1 mencakup 66 kabupaten dan kota, cluster 2 mencakup 7 instansi/kota dan klaster 3 mencakup 2 kabupaten dan kota. Kemudian DBSCAN dengan jarak *Minkowski* menggunakan parameter $MinPts=2$ dan $Eps=1.33$ yang menghasilkan 2 klaster dan 7 *noise* dimana klaster 1 berisi 66 kabupaten dan kota, klaster 2 berisi 8 kabupaten dan kota.
- Hasil klaster diperoleh dengan menggunakan metode *K-Medoids*, dimana jumlah klaster yang optimal menggunakan metode *silhouette width* dengan jarak

Euclidean dan *Minkowski* menghasilkan 2 klaster dengan hasil klaster yang sama dimana klaster 1 terdiri dari 67 kabupaten dan klaster 2 terdiri dari 14 kota.

- d) Pada penelitian ini klastering menggunakan metode *K-Medoids* lebih baik daripada DBSCAN. Hal ini terlihat dari *Minkowski distance* dengan parameter $k=2$ menghasilkan nilai DBI yang lebih kecil dibandingkan dengan validitas DBI lainnya yaitu sebesar 0.353 dan nilai *Minkowski distance* dengan validitas *C-Index* pada metode *K-Medoid* adalah juga paling kecil jika dibandingkan dengan uji validitas *C-Indeks* lainnya adalah 0,100.

Daftar Pustaka

- Azmi, M., Putra, A. A., Vionanda, D., & Salma, A. (2023). *Comparison of the Performance of the K-Means and K-Medoids Algorithms in Grouping Regencies/Cities in Sumatera Based on Poverty Indicators*. Padang: *UNP Journal of Statistics and Data Science*.
- Charrad, M., Ghazzali, N., Boiteau, V., & Niknafs, A. (2014). NbClust: an R package for determining the relevant number of clusters in a data set. *Journal of statistical software*.
- Defiyanti, S., Jajuli, M., dan Rohmawati, N. (2017). Optimalisasi *K-Medoid* Dalam Pengklasteran Mahasiswa Pelamar Beasiswa Dengan *Cubic Clustering Criterion*.
- Gudono.(2011). Analisis data multivariat. Yogyakarta, Indonesia : BPF
- Manurung, E. N., & Hutabarat, F. (2021). Pengaruh Angka Harapan Lama Sekolah, Rata-Rata Lama Sekolah, Pengeluaran per Kapita Terhadap Indeks Pembangunan Manusia. *Jurnal Ilmiah Akuntansi Manajemen*, Bandung : Fakultas Ekonomi UNAI.
- Mongan, J. J. S. (2019). Pengaruh pengeluaran pemerintah bidang pendidikan dan kesehatan terhadap indeks pembangunan manusia di Indonesia. Yogyakarta: Universitas Gadjah Mada
- Muslim, A. B. (2018). Analisis Klaster Menggunakan Metode CLARA pada Data yang Mengandung Pencilan. Yogyakarta: Universitas Gadjah Mada.
- Nishom, M. (2019). Perbandingan Akurasi *Euclidean Distance*, *Minkowski Distance*, dan *Manhattan Distance* pada Algoritma *K-Means Clustering* berbasis *Chi-Square*. Tegal: Politeknik Harapan Bersama.
- Sartika, E., Murniati, S., & Binarto, A. (2022). ANALISIS *CLUSTER HIERARKI* PADA PERSEBARAN KASUS COVID-19 BERDASARKAN PROVINSI DI INDONESIA. Bandung: Politeknik Negeri Bandung
- Supranto, J. 2004. Analisis Multivariat : Arti dan Interpretasi. Jakarta: PT. Rineka Cipta.