

## IMPLEMENTASI ALGORITMA *DENSITY BASED SPATIAL CLUSTERING OF APPLICATION WITH NOISE* (DBSCAN) STUDI INDEKS PEMBANGUNAN MANUSIA

**Kristina Laura Talaud<sup>1\*</sup>, H. J. Wattimanela<sup>2</sup>, N. S. Laamena<sup>3</sup>, M. Y. Matdoan<sup>4</sup>**

<sup>1,2,3,4</sup>Departmen Statistika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Pattimura  
Jl. M. J. Putuhena, Poka, Ambon, 97233, Indonesia

### Article Info

#### Article history:

Received month dd, yyyy

Revised month dd, yyyy

Accepted month dd, yyyy

#### Keywords:

DBSCAN,  
IPM,  
klasterisasi,

### ABSTRACT

Indeks Pembangunan Manusia (IPM) adalah suatu indikator yang digunakan untuk mengukur tingkat pembangunan manusia suatu negara atau wilayah. Berdasarkan publikasi Badan Pusat Statistik (BPS) Tahun 2022, Provinsi Maluku dikategorikan sebagai salah satu provinsi di Indonesia dengan kategori IPM sedang, dengan persentase sebesar 70,22. Tujuan dari penelitian ini untuk mengetahui gambaran umum IPM kabupaten/kota di Provinsi Maluku dan untuk memperoleh hasil klasterisasi IPM kabupaten/kota di Provinsi Maluku menggunakan algoritma DBSCAN. Berdasarkan hasil Klasterisasi dengan menggunakan algoritma DBSCAN, diperoleh 5 klaster dalam klasterisasi IPM pada kabupaten/kota di Provinsi Maluku. Pada klaster 0 terdiri atas 6 kabupaten dengan kategori menengah ke bawah yaitu kabupaten Kepulauan Tanimbar, Maluku Tenggara, Kepulauan Aru, Seram Bagian Barat, Maluku Barat Daya dan Tual. Pada klaster 1 terdiri atas 2 kabupaten dengan kategori menengah ke bawah yaitu Maluku Tengah dan Buru. Pada klaster 2 terdiri atas 1 kabupaten dengan kategori rendah yaitu Seram Bagian Timur. Pada klaster 3 terdiri atas 1 kabupaten dengan kategori rendah yaitu Buru Selatan. Selanjutnya Pada klaster 4 terdiri atas 1 kabupaten/kota dengan kategori tinggi yaitu Kota Ambon.

*This is an open access article under the [CC BY-SA](#) license.*



### Corresponding Author:

Kristina Laura Talaud  
Departmen Statistika, Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Pattimura  
97233, Ambon, Indonesia  
Email: [kristinatalaud@gmail.com](mailto:kristinatalaud@gmail.com)

## 1. PENDAHULUAN

Pembangunan manusia merupakan salah satu faktor penting dalam pertumbuhan ekonomi. Sumber daya manusia yang berkualitas memiliki produktivitas tinggi sehingga mampu meningkatkan efisiensi kegiatan ekonomi dan secara agregat dapat memengaruhi pertumbuhan ekonomi (Tjiptoherijanto, 2015). Demikian pula pertumbuhan ekonomi menyediakan tingkat pendapatan yang tinggi sebagai syarat pemenuhan kebutuhan dasar dan perbaikan kualitas modal manusia. Stabilitasnya tingkat pertumbuhan ekonomi juga menciptakan efek repitisi jangka panjang yang penting dalam peningkatan pembangunan manusia (Ezkirianto & Findi A, 2013).

Indeks Pembangunan Manusia (IPM) adalah suatu indikator yang digunakan untuk mengukur tingkat pembangunan manusia suatu negara atau wilayah. Tujuan utama pembangunan adalah menciptakan lingkungan yang memungkinkan rakyat untuk menikmati umur panjang, sehat, dan menjalankan kehidupan yang produktif. Indeks Pembangunan Manusia (IPM) menjelaskan bagaimana penduduk dapat mengakses hasil pembangunan dalam memperoleh pendapatan, kesehatan, pendidikan, dan sebagainya. Dalam satu dekade ini, IPM di Provinsi Maluku terus mengalami peningkatan dari tahun ke tahun. Pada Tahun 2013 IPM di Provinsi Maluku sebesar 64,27 persen dan selalu mengalami peningkatan sampai Tahun 2019 yaitu sebesar 69,45 persen. Kemudian pada Tahun 2020 dan 2021 mengalami penurunan dari tahun sebelumnya dikarenakan pandemi Covid-19.

Berdasarkan publikasi Badan Pusat Statistik (BPS) tahun 2022, Provinsi Maluku dikategorikan sebagai salah satu provinsi di Indonesia dengan kategori IPM sedang, dengan persentase sebesar 70,22. Hal ini disebabkan karena masih adanya disparitas atau kesenjangan IPM antar kabupaten/kota di Provinsi Maluku. Masalah yang umumnya dihadapi Provinsi Maluku yaitu masalah kesehatan, pendidikan, kemiskinan dan yang tidak kalah penting adalah infrastruktur karena sebagian wilayah adalah wilayah kepulauan. Terbatasnya akses ke wilayah pedesaan dan pulau-pulau terpencil sehingga menghambat perkembangan ekonomi dan akses ke layanan dasar. Seiring dengan melambatnya IPM Provinsi, pada Tahun 2022 terdapat 2 Kabupaten yang mengalami stagnan IPM. Hal ini tentunya disebabkan oleh penurunan pengeluaran per kapita yang disesuaikan. Kabupaten yang mengalami stagnan IPM adalah Maluku Tengah dan Kepulauan Tanimbar, sementara Seram Bagian Timur mengalami peningkatan IPM tertinggi. Pada tahun 2019, IPM Seram Bagian Timur mencapai 63,74 persen dan pada tahun 2022 meningkat menjadi 64,12 persen. Dari sisi perbandingan 11 kabupaten/kota, tidak terjadi perubahan dalam kategori capaian dan peringkat di masing-masing kabupaten/kota.

Berdasarkan publikasi klasterisasi kategori IPM yang dilakukan oleh BPS dari tahun ke tahun, hanya terbatas pada tingkat provinsi dan tidak sampai pada tingkat kabupaten/kota. Oleh karena itu, pemerintah daerah mengalami kesulitan, karena tidak memperoleh informasi mengenai kategori IPM pada setiap kabupaten/kota. Hal ini menyulitkan pemerintah mengevaluasi kebijakan strategis dalam rangka meningkatkan persentase IPM pada kabupaten/kota di Provinsi Maluku. Oleh karena itu, perlu adanya kajian mengenai klasterisasi kabupaten/kota berdasarkan IPM di Provinsi Maluku.

Metode DBSCAN merupakan metode yang berbasis kepadatan dari posisi amatan data dengan prinsip mengelompokkan data yang relatif berdekatan. DBSCAN sering diterapkan pada data yang banyak mengandung *noise*. Hal ini dikarenakan DBSCAN tidak akan memasukan data yang di anggap *noise* ke dalam klaster manapun. Metode DBSCAN memiliki keunggulan berupa performa untuk menangkap klaster yang memiliki beragam bentuk. Adapun kelebihan lain dari DBSCAN yaitu dapat membuat klaster dengan beragam bentuk, tidak harus berbentuk lingkaran (*circle*).

## 2. METHOD

### 3.1 Jenis Penelitian

Jenis penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif, penelitian kuantitatif merupakan penelitian yang terstruktur dan menguantifikasikan data untuk digeneralisasikan. Adapun data yang digunakan pada penelitian yaitu data mengenai IPM di Provinsi Maluku.

### 3.2 Tempat dan Waktu

Tempat penelitian ini dilakukan selama 6 bulan di Jurusan Matematika FMIPA Universitas Pattimura. Adapun objek penelitian ini yaitu IPM pada Kabupaten/Kota di Provinsi Maluku Tahun 2013-2022.



**Gambar 1. Peta Provinsi Maluku**  
(Sumber: [semuatentangprovinsi.blogspot.com](http://semuatentangprovinsi.blogspot.com))

### 3.3 Alat dan Bahan

Adapun alat dan bahan yang digunakan ialah sbb:

1. PC (berupa komputer, maupun laptop) yang didalamnya sudah terisi dengan *software* statistik *Rapidminer-studio*, *ArcGIS*, *Rstudio*, *MS Word*, dan *MS Excel*.
2. Alat tulis.
3. Data Penelitian.

Penelitian menggunakan data IPM Tahun 2013-2022. Data ini didasarkan pada variabel penelitian dimana dapat dilihat pada **Tabel 1**.

**Tabel 1. Variabel Penelitian**

| Variabel | Keterangan                   | Skala |
|----------|------------------------------|-------|
| $X_1$    | Rata-rata Lama Sekolah (RLS) | Rasio |
| $X_2$    | Pengeluaran Per Kapita (PPK) | Rasio |
| $X_3$    | Angka Harapan Hidup (AHH)    | Rasio |

### 3.4 Prosedur Kerja

Prosedur kerja pada penelitian ini yaitu sebagai berikut:

1. Pencarian data yang sesuai dengan topik penelitian yang akan dilakukan oleh peneliti. Pada penelitian ini peneliti mengumpulkan data pada *website* BPS Provinsi Maluku.
2. Menentukan indikator pendukung IPM menurut BPS.
3. Melakukan standarisasi data karena pada masing-masing variabel memiliki satuan data yang berbeda.
4. Uji multikolinieritas untuk melihat apakah masih terdapat multikolinieritas antar variabel-variabel yang digunakan dalam penelitian ini.
5. Sebelum melakukan klusterisasi menggunakan pendekatan algoritma DBSCAN terlebih dahulu di lakukan penentuan parameter dengan menggunakan KNN
6. Melakukan klusterisasi data dengan menggunakan pendekatan algoritma DBSCAN.
7. Interpretasi hasil pengolahan data.
8. Penarikan kesimpulan.

### 3.5 Analisis Data

Analisis data dalam penelitian ini menggunakan statistika deskriptif untuk menghitung dan melihat gambaran umum mengenai IPM Provinsi Maluku. Selanjutnya dilanjutkan dengan menggunakan algoritma DBSCAN untuk mengklasifikasi IPM di Provinsi Maluku. Data yang digunakan merupakan data sekunder yang bersumber dari Publikasi BPS Tahun 2022 dengan variabel yang digunakan dalam penelitian ini berdasarkan kriteria daerah. Analisis data dilakukan terhadap 3 variabel dari 11 kabupaten di Provinsi Maluku Tahun 2013-2022.

### 3. RESULTS AND DISCUSSION

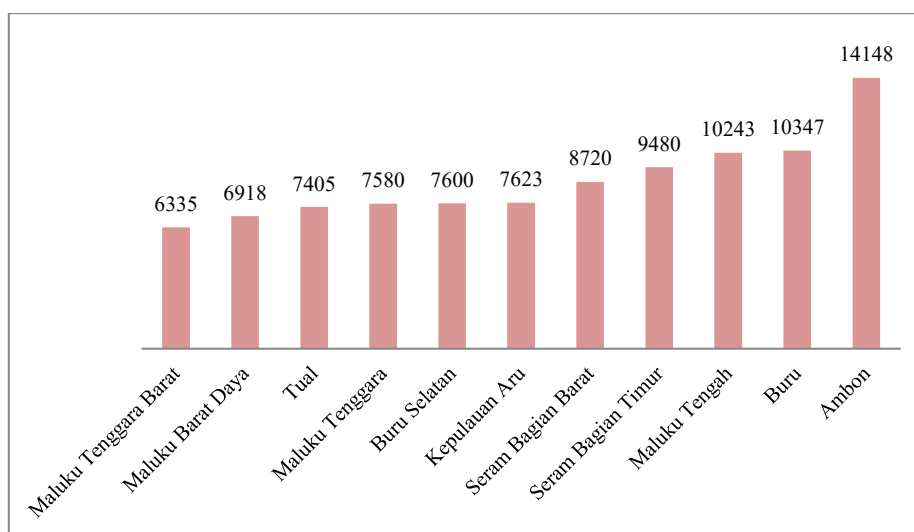
#### 3.1 Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif adalah salah satu analisis yang dilakukan untuk menilai karakteristik dari sebuah data atau gambaran umum tentang suatu data yang digunakan dalam penelitian, pada penelitian ini menggunakan rata-rata (*mean*), nilai minimum, dan nilai maksimum. Statistik deskriptif berdasarkan indikator IPM yang digunakan pada penelitian ini adalah RLS, PPK, dan AHH pada 11 kabupaten/kota di Provinsi Maluku Tahun 2013-2022.

**Tabel 2. Statistik Deskriptif**

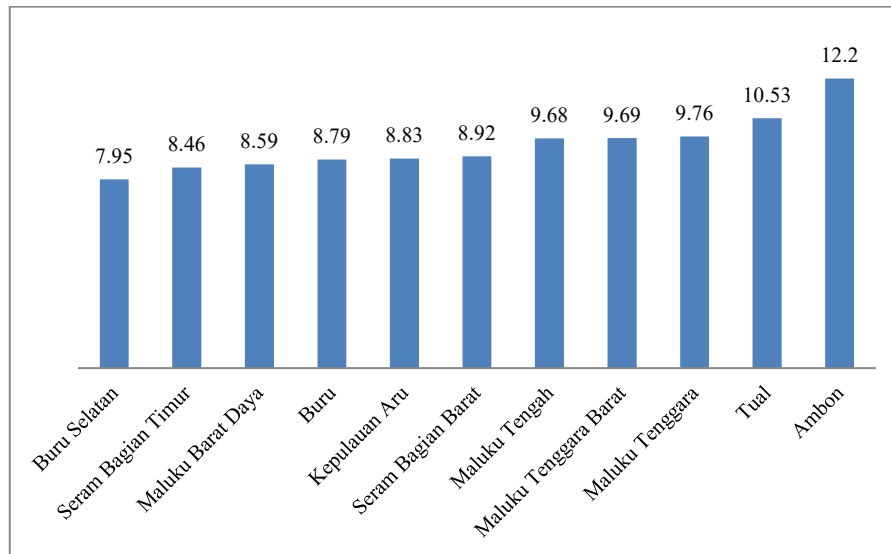
|         | RLS (Tahun)                  | PPK (juta rupiah/orang/tahun)            | AHH (%)                        |
|---------|------------------------------|------------------------------------------|--------------------------------|
| Minimum | 6,0 tahun<br>(Buru selatan ) | Rp. 5.372.000<br>(Maluku Tenggara Barat) | 57,36%<br>(Seram Bagian Timur) |
| Maximum | 12,2 tahun<br>(Ambon)        | Rp. 14.233.000<br>(Ambon)                | 71%<br>(Ambon)                 |
| Mean    | 8,812 tahun                  | Rp. 8.326.000                            | 64,02%                         |

Berdasarkan **Tabel 2**, dapat dilihat bahwa jumlah objek penelitian yang digunakan yaitu sebanyak 11 kabupaten/kota. Adapun kabupaten/kota yang memiliki RLS terendah yaitu Kabupaten Buru Selatan sebesar 6,0 tahun dan untuk RLS tertinggi yaitu Kota Ambon sebesar 12,2 tahun. Untuk kabupaten/kota yang memiliki PPK terendah yaitu Kabupaten Maluku Tenggara Barat sebesar Rp. 5.372.000 dan kabupaten yang memiliki PPK tertinggi yaitu Kota Ambon sebesar Rp. 14.233.000. Selanjutnya kabupaten/kota yang memiliki AHH terendah yaitu Kabupaten Seram Bagian Timur sebesar 57,36% dan kabupaten/kota yang memiliki AHH tertinggi yaitu Kota Ambon sebesar 71%. Berikut rincian indikator IPM yang digunakan dalam penelitian ini.



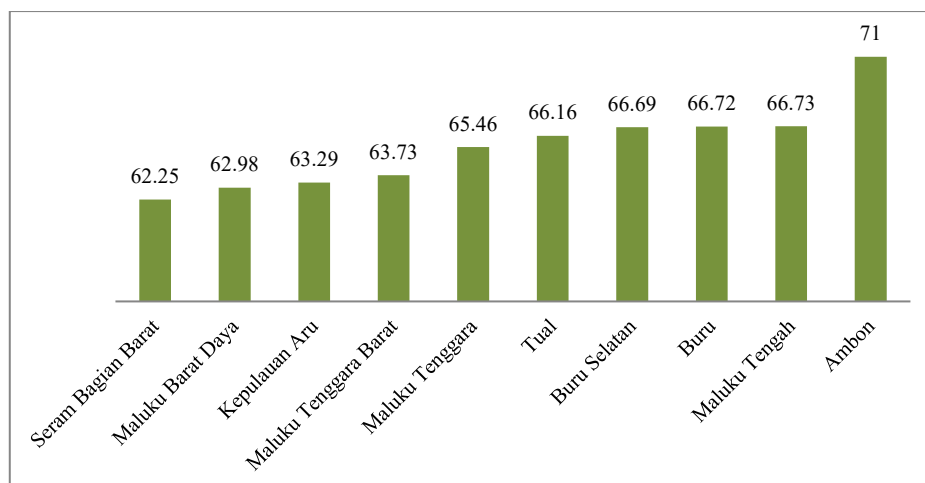
**Gambar 2. Sebaran PPK kabupaten/kota di Provinsi Maluku Tahun 2022**

Berdasarkan **Gambar 2**, dapat dilihat bahwa data sebaran angka PPK kabupaten/kota di Provinsi Maluku. Untuk kabupaten/kota yang memiliki pengeluaran tertinggi yaitu Kota Ambon sebesar Rp. 14.148.000. selanjutnya Kabupaten Buru sebesar Rp. 10.347.000 dan Kabupaten Maluku Tengah sebesar Rp. 10.243.000. Selain itu, untuk kabupaten/kota yang memiliki pengeluaran perkapita terendah yaitu Kabupaten Maluku Tenggara Barat sebesar Rp. 6.335.000 dan Kabupaten Maluku Barat Daya sebesar Rp. 6.918.000.



**Gambar 3.** Sebaran RLS kabupaten/kota di Provinsi Maluku Tahun 2022

Berdasarkan **Gambar 3**, dapat dilihat bahwa data sebaran rata-rata lama sekolah kabupaten/kota di Provinsi Maluku. Untuk kabupaten/kota yang memiliki pengeluaran tertinggi yaitu Kota Ambon sebesar 12,2 tahun selanjutnya Kota Tual sebesar 10,53 tahun dan Kabupaten Maluku Tenggara sebesar 9,76 tahun. Selain itu, untuk kabupaten/kota yang memiliki pengeluaran perkapita terendah yaitu Kabupaten Buru Selatan sebesar 7,95 tahun dan Kabupaten Seram Bagian Timur sebesar 8,46 tahun.



**Gambar 4.** Sebaran AHH kabupaten/kota di Provinsi Maluku Tahun 2022

Berdasarkan **Gambar 4**, dapat dilihat bahwa data sebaran AHH kabupaten/kota di Provinsi Maluku. Untuk kabupaten/kota yang memiliki AHH tertinggi yaitu Kota Ambon sebesar 71% dan Kabupaten Maluku Tengah sebesar 66,73% serta Kabupaten Buru yaitu sebesar 66,72%. Selain itu, untuk kabupaten/kota yang memiliki AHH terendah yaitu Kabupaten Seram Bagian Barat sebesar 62,25% dan Kabupaten Maluku Barat Daya sebesar 62,98%.

#### 4.1 Standarisasi data

Sebelum melakukan klusterisasi IPM menggunakan Algoritma DBSCAN, dilakukan standarisasi data terlebih dahulu. Standarisasi bertujuan untuk mengurangi perbedaan jangkauan data atribut yang jauh. Proses standarisasi Min-Max terhadap variabel  $X_1$ ,  $X_2$ , dan  $X_3$  menggunakan *Software R* adalah dapat dilihat pada **Tabel 3**.

**Tabel 3. Hasil Standarisasi Data**

| No  | $X_1$    | $X_2$    | $X_3$    |
|-----|----------|----------|----------|
| 1   | 0.666548 | -0.9333  | -0.09644 |
| 2   | 0.666548 | -0.9333  | -0.18911 |
| 3   | 0.658956 | -0.95112 | -0.19904 |
| ⋮   | ⋮        | ⋮        | ⋮        |
| 110 | 0.469145 | -0.83124 | -0.21559 |

#### 4.2 Uji Multikolinieritas

Uji multikolinieritas adalah situasi dimana adanya korelasi antara variabel independen dengan variabel independen lainnya. Menurut Gujarati (2003) yang menyatakan bahwa bila korelasi antara dua variabel independen melebihi 0,8 maka multikolinieritas menjadi masalah yang serius. Begitu sebaliknya jika angka korelasi lebih kecil dari 0,8 maka dapat dikatakan telah terbebas dari masalah multikolinieritas. Dalam penelitian ini, pengujian multikolinieritas antara variabel independen menggunakan matriks korelasi. Adapun hasil uji multikolinieritas dapat dilihat pada **Tabel 4**.

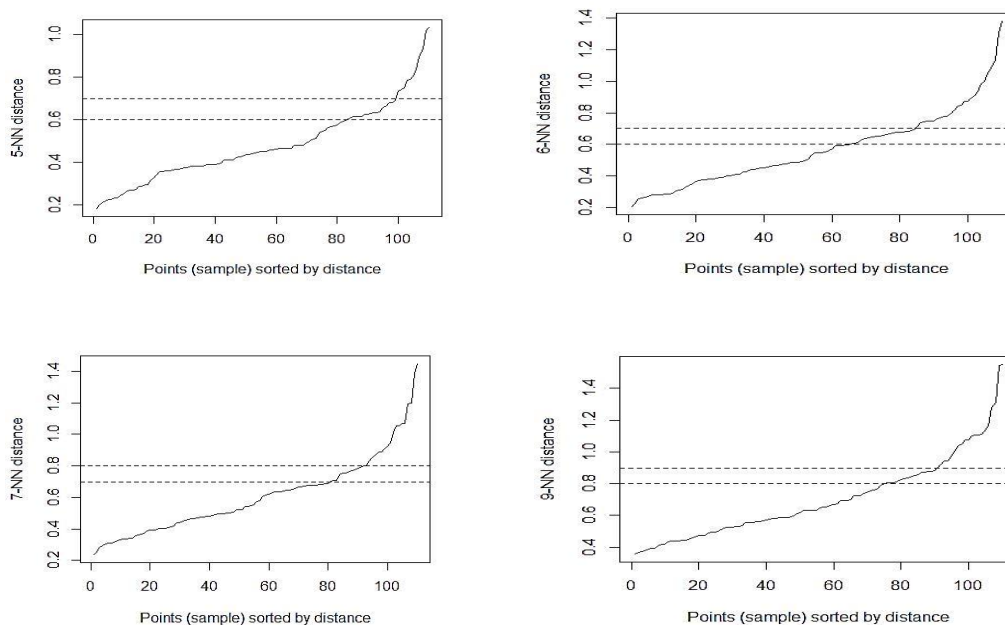
**Tabel 4. Hasil Uji Multikolinieritas**

|       | $X_1$ | $X_2$ | $X_3$ |
|-------|-------|-------|-------|
| $X_1$ | 1,000 | 0,545 | 0,606 |
| $X_2$ | 0,545 | 1,000 | 0,599 |
| $X_3$ | 0,606 | 0,599 | 1,000 |

Berdasarkan **Tabel 4**, diketahui bahwa nilai korelasi untuk semua variabel yang digunakan dalam penelitian  $< 0,8$ . Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat kasus multikolinieritas dalam variabel penelitian.

#### 4.3 Penentuan Parameter

DBSCAN memerlukan dua parameter sebelum melakukan klusterisasi yaitu *Eps* dan *MinPts*. Pada penelitian ini pemilihan nilai *Eps* dan *MinPts* dipilih berdasarkan grafik *k-dist*. Komputasi dilakukan beberapa kali untuk mendapatkan grafik *k-dist*,  $k$  yang ditentukan pada penelitian ini adalah  $k=5$ ,  $k=6$ ,  $k=7$ ,  $k=8$ ,  $k=9$

**Gambar 5. K-Nearest Neighbor**

Berdasarkan **Gambar 5**, terlihat bahwa jika menggunakan  $MinPts=5$  maka  $Eps$  yang optimal adalah 0,6 samapai dengan 0,7; jika menggunakan menggunakan  $MinPts=6$  maka  $Eps$  yang optimal adalah 0,6 samapai dengan 0,7; jika menggunakan menggunakan  $MinPts=7$  maka  $Eps$  yang optimal adalah 0,7 samapai dengan 0,8; jika menggunakan  $MinPts=8$  maka  $Eps$  yang optimal adalah 0,8 samapai dengan 0,9; jika menggunakan menggunakan  $MinPts=9$  maka  $Eps$  yang optimal adalah 0,8 samapai dengan 0,9.

Parameter  $Eps$  yang digunakan adalah nilai ambang batas atas, nilai ambang batas bawah dan nilai tengah dari grafik  $k$ -dist. Sebagai contoh kombinasi parameter dengan nilai  $Eps=0,6$  dan  $MinPts=5$  dapat diartikan bahwa jarak antara titik  $p$  dengan titik  $q$  disekitarnya yang *density-reaachable* terhadap  $p$  masih berada dalam radius  $Eps=0,6$  dan banyaknya titik  $q$  lebih dari atau sama dengan 5. Nilai  $Eps$  dan  $MinPts$  dicoba pada penelitian ini dapat di lihat pada **Tabel 5**.

**Tabel 5. Nilai  $Eps$  dan  $MinPts$  yang Dicoba**

| $MinPts$ | $Eps$ | <i>Silhouette</i> |
|----------|-------|-------------------|
| 5        | 0,6   | 0,42              |
|          | 0,65  | 0,43              |
|          | 0,7   | 0,39              |
| 6        | 0,6   | 0,41              |
|          | 0,65  | 0,43              |
|          | 0,7   | 0,39              |
| 7        | 0,7   | 0,36              |
|          | 0,75  | 0,33              |
|          | 0,8   | 0,41              |
| 8        | 0,7   | 0,37              |
|          | 0,75  | 0,36              |
|          | 0,8   | 0,41              |
| 9        | 0,8   | 0,35              |
|          | 0,85  | 0,38              |
|          | 0,9   | 0,41              |

Selanjutnya dilakukan penentuan parameter optimal dengan melihat nilai *Silhouette Coefficient*. Penentuan parameter terbesar  $Eps$  dan  $MinPts$  dapat di lihat pada **Tabel 6**.

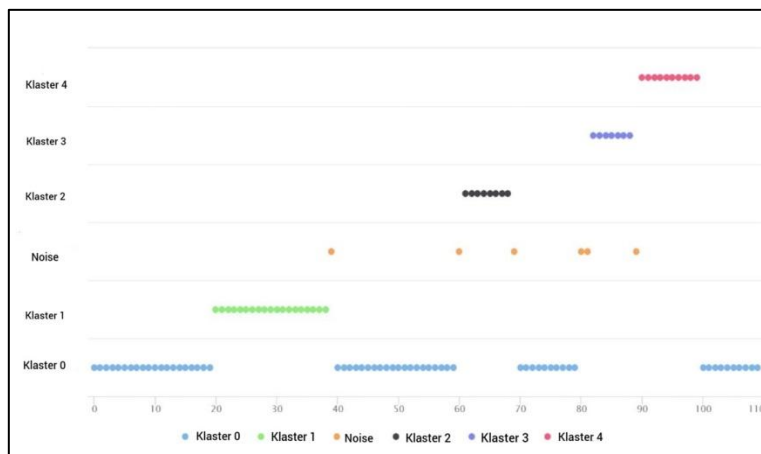
**Tabel 6. Parameter Terbaik dari Tiap  $MinPts$**

| $MinPts$ | $Eps$ | Jumlah Klaster | Jumlah Noise | <i>Silhouette</i> |
|----------|-------|----------------|--------------|-------------------|
| 5        | 0,65  | 5              | 6            | 0,43              |
| 6        | 0,65  | 4              | 25           | 0,43              |
| 7        | 0,8   | 3              | 15           | 0,41              |
| 8        | 0,8   | 4              | 21           | 0,41              |
| 9        | 0,9   | 3              | 16           | 0,41              |

Pada **Tabel 6**, dapat dilihat bahwa parameter  $Eps=0,65$  dan  $MinPts=5$ ;  $Eps=0,65$  dan  $MinPts=6$  memiliki nilai *Silhouette Coefficient* tertinggi yaitu sebesar 0,43. Tetapi pada  $Eps=0,65$  dan  $MinPts=5$  memiliki jumlah *Noise* lebih sedikit dan jumlah klaster lebih banyak maka, untuk parameter terbaik pada penelitian ini adalah  $Eps=0,65$  dan  $MinPts=5$ .

#### 4.4 Analisis klaster dengan DBSCAN

Proses klasterisasi data IPM dengan menggunakan variabel RLS, PPK dan AHH dilakukan menggunakan *software Rapidminer-studio*. Setelah didapatkan nilai  $Eps$  dan  $MinPts$  optimum selanjutnya dilakukan proses klasterisasi menggunakan algoritma DBSCAN. Nilai  $Eps$  dan  $MinPts$  tersebut ( $Eps = 0,65$  dan  $MinPts = 5$ ) digunakan sebagai *input* untuk menjalankan proses klasterisasi pada DBSCAN. Analisis DBSCAN dibantu dengan *Software Repidminer*.



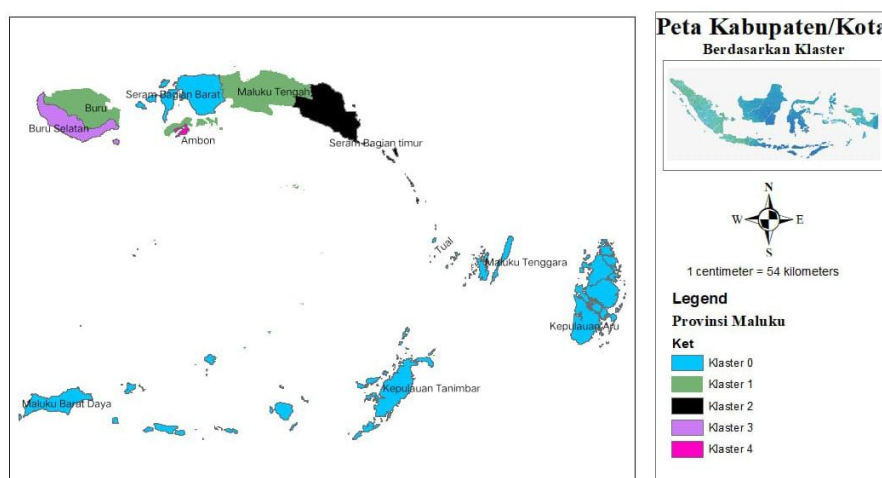
**Gambar 6. Visualisasi Hasil Klaster**

Berdasarkan **Gambar 6**, visualisasi hasil klaster DBSCAN dengan menggunakan nilai parameter *Eps* sebesar 0,65 dan nilai parameter *MintPts* sebesar 5. Pada tahap pengklasteran ini menunjukkan bahwa terdapat 5 klaster dan *noise* dimana pada kelompok klaster 0 sebanyak 60 data yang didalamnya terdapat 6 kabupaten/kota (Kepulauan Tanimbar, Maluku Tenggara, Kepulauan Aru, Seram Bagian Barat, Maluku Barat Daya dan Tual), klaster 1 sebanyak 19 data yang didalamnya terdapat 2 kabupaten/kota (Maluku Tengah, dan Buru), klaster 2 sebanyak 8 data didalamnya terdapat 1 kabupaten/kota (Seram Bagian Timur), klaster 3 sebanyak 7 data didalamnya terdapat 1 kabupaten/kota (Buru Selatan) dan klaster 4 sebanyak 10 data yang didalamnya terdapat 1 kabupaten/kota (Ambon). Untuk lebih jelas dapat dilihat pada **Tabel 7**.

**Tabel 7. Hasil Klaster DBSCAN**

| Klaster | Kabupaten/Kota                                                                                     |
|---------|----------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 0       | Kepulauan Tanimbar, Maluku Tenggara, Kepulauan Aru, Seram Bagian Barat, Maluku Barat Daya dan Tual |
| 1       | Maluku Tengah dan Buru                                                                             |
| 2       | Seram Bagian Timur                                                                                 |
| 3       | Buru Selatan                                                                                       |
| 4       | Ambon                                                                                              |
| Noise   | Buru (2013), Seram Bagian Timur (2022, dan 2013), Buru Selatan (2022, 2021, dan 2013)              |

Berdasarkan data pada **Tabel 7** dapat divisualisasikan pada peta Provinsi Maluku.



**Gambar 7. Peta Sebaran Klaster IPM**

Berdasarkan **Gambar 7**, dapat dilihat bahwa terdapat 5 klaster yang terbentuk yaitu pada klaster 0 terdiri atas Kabupaten Kepulauan Tanimbar, Maluku Tenggara, Kepulauan Aru, Seram Bagian Barat, dan Maluku Barat Daya dan Tual. Klaster 1 terdiri atas kabupaten Maluku Tengah, dan Buru. Klaster 2 terdiri atas Kabupaten Seram Bagian Timur. Klaster 3 terdiri atas Kabupaten Buru Selatan dan klaster 4 terdiri atas Kota Ambon. Hasil klaster yang telah terbentuk kemudian dianalisis persebarannya berdasarkan aspek spasial dan rata-rata IPM berdasarkan klaster yang terbentuk. Kriteria IPM kabupaten/kota pada **Tabel 8** berdasarkan pada kriteria yang di buat oleh BPS dimana daerah pada klaster 0 dan klaster 1 dikategorikan menengah kebawah, klaster 2 dan klaster 3 dikategorikan rendah, dan klaster ke 4 dikategorikan tinggi. Setiap klaster memiliki karakteristik wilayah yang berbeda-beda seperti yang ditunjukkan pada **Tabel 8**.

**Tabel 8. Karakteristik wilayah tiap klaster**

| Klaster ke- | Karakteristik wilayah                                                                                                                                                                         | Kriteria          |
|-------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------|
| 0           | Memiliki rata-rata IPM sebesar 63,27 dengan anggota klaster 0 terdiri dari Kabupaten Kepulauan Tanimbar, Maluku Tenggara, Kepulauan Aru, Seram Bagian Barat, Maluku Barat Daya dan Kota Tual. | Menengah ke bawah |
| 1           | Memiliki rata-rata IPM sebesar 65,53 dengan anggota klaster 1 terdiri dari Kabupaten Maluku Tengah dan Buru.                                                                                  | Menengah ke bawah |
| 2           | Memiliki rata-rata IPM sebesar 49,81 dengan anggota klaster 2 yaitu Kabupaten Seram Bagian Timur.                                                                                             | Rendah            |
| 3           | Memiliki rata-rata IPM sebesar 43,98 dengan anggota klaster 3 yaitu Kabupaten Buru Selatan.                                                                                                   | Rendah            |
| 4           | Memiliki rata-rata IPM sebesar 80,02 dengan anggota klaster 4 yaitu Ambon.                                                                                                                    | Tinggi            |

Secara umum, berdasarkan publikasi BPS, menunjukan bahwa nilai IPM Provinsi Maluku berada dikategori sedang, kinerja pembangunan manusia di Provinsi Maluku menunjukkan peningkatan dari tahun ke tahun. Meningkatnya nilai IPM di wilayah ini, dikarenakan tingginya akses masyarakat terhadap layanan di bidang pendidikan dan kesehatan. Namun, wilayah Seram Bagian Barat yang secara spasial tidak berdekatan dengan wilayah-wilayah Kepulauan Tanimbar, Maluku Tenggara, Kepulauan Aru, Seram Bagian Barat, Maluku Barat Daya dan Tual, termasuk dalam klaster 0. Hal ini disebabkan karena nilai IPM Seram Bagian Barat memiliki kesamaan dengan wilayah klaster 0. Kenyataannya, Seram Bagian Barat yang secara spasial berdekatan dengan Maluku Tengah yang berada di klaster 1 dengan Kabupaten Buru, memiliki nilai IPM yang tinggi yaitu 65.53 hal ini dilihat dari akses jalan dan transportasi yang sangat buruk.

Klaster 2 merupakan klaster yang memiliki rata-rata IPM sebesar 49,81. Anggota dari klaster 2 yaitu wilayah Seram Bagian Timur, sedangkan klaster 3 memiliki rata-rata IPM rendah yaitu sebesar 43.98 yang terdiri dari wilayah Buru Selatan. Selanjutnya untuk klaster 4 dengan nilai IPM tinggi yaitu 80.02 yang terdiri dari wilayah Kota Ambon.

**Tabel 9. Profilisasi Hasil Klaster**

| Klaster   | Variabel     | Statistik |           |            |                |
|-----------|--------------|-----------|-----------|------------|----------------|
|           |              | Rata-rata | Minimum   | Maksimum   | Jumlah anggota |
| Klaster 0 | RLS (Tahun)  | 8,88      | 7,31      | 10,53      | 60             |
|           | PPK (Rupiah) | 7.094.000 | 5.372.000 | 13.046.000 |                |
|           | AHH (%)      | 63,08     | 59,9      | 69,11      |                |
| Klaster 1 | RLS (Tahun)  | 8,51      | 6,75      | 9,68       | 19             |
|           | PPK (Rupiah) | 9.866.000 | 9.142.000 | 10.400.000 |                |
|           | AHH (%)      | 66,04     | 65,13     | 66,73      |                |
| Klaster 2 | RLS (Tahun)  | 7,71      | 6,71      | 8,46       | 8              |
|           | PPK (Rupiah) | 8.957.000 | 8.298.000 | 9.480.000  |                |

| Klaster   | Variabel     | Statistik  |            |            | Jumlah anggota |
|-----------|--------------|------------|------------|------------|----------------|
|           |              | Rata-rata  | Minimum    | Maksimum   |                |
| Klaster 3 | AHH (%)      | 58,71      | 57,36      | 60,06      | 7              |
|           | RLS (Tahun)  | 7,15       | 6          | 7,95       |                |
|           | PPK (Rupiah) | 7.237.000  | 6.680.000  | 7.627.000  |                |
|           | AHH (%)      | 65,85      | 65,04      | 66,69      |                |
| Klaster 4 | RLS (Tahun)  | 11,74      | 11,21      | 12,2       | 10             |
|           | PPK (Rupiah) | 13.621.000 | 12.862.00  | 14.233.000 |                |
|           | AHH (%)      | 65,85      | 69,11      | 71         |                |
| Noise     | RLS (Tahun)  | 7,33       | 11,21      | 12,2       | 6              |
|           | PPK (Rupiah) | 8.223.000  | 12.862.000 | 14.233.000 |                |
|           | AHH (%)      | 63,50      | 69,11      | 71         |                |

Berdasarkan **Tabel 9**, klaster 0 menunjukkan bahwa kabupaten/kota dengan variabel RLS sebesar 8,88 tahun, variabel PPK sebesar Rp. 7.094.000 dan variabel AHH sebesar 63,08%. Pada klaster 1 kabupaten/kota dengan nilai rata-rata RLS sebesar 8,51 tahun, variabel PPK sebesar Rp. 9.866.000 dan variabel AHH sebesar 66,04%. Klaster 2 dengan rata-rata RLS 7,71 tahun, variabel PPK sebesar Rp. 8.957.000 dan variabel AHH sebesar 58,71%. Klaster 3 dengan nilai rata-rata variabel RLS sebesar 7,15 tahun, variabel PPK sebesar Rp. 7.237.000 dan variabel AHH sebesar 65,85%. Selanjutnya klaster 4 dengan nilai rata-rata variabel RLS sebesar 11,74 tahun, variabel PPK sebesar Rp. 13.621.000, dan variabel AHH sebesar 65,85%. Setiap wilayah atau kabupaten/kota di Provinsi Maluku memiliki potensi dan kemampuan yang berbeda-beda, sehingga laju pertumbuhan IPM pun berbeda-beda. Oleh karena itu, pemerintah harus memberikan perhatian yang lebih besar bagi kabupaten/kota yang pembangunannya masih lambat. Pemerataan penyebaran fasilitas dan tenaga kesehatan masih perlu ditingkatkan, khususnya di daerah pedesaan seperti di kabupaten/kota yang menghadapi kendala dalam hal aksesibilitas karena kurangnya sarana dan prasarana transportasi.

#### 4. CONCLUSION

Berdasarkan hasil dan pembahasan, maka dapat disimpulkan bahwa

- Kabupaten/kota yang memiliki RLS terendah yaitu Kabupaten Buru Selatan sebesar 6,0 tahun dan untuk RLS tertinggi yaitu Kota Ambon sebesar 12,2 tahun. Untuk kabupaten/kota yang memiliki PPK terendah yaitu Kabupaten Maluku Tenggara Barat sebesar Rp. 5.372.000 dan kabupaten yang memiliki PPK tertinggi yaitu Kota Ambon sebesar Rp. 14.233.000. Selanjutnya kabupaten/kota yang memiliki AHH terendah yaitu Kabupaten Seram Bagian Timur sebesar 57,36% dan kabupaten yang memiliki AHH tertinggi yaitu Kota Ambon sebesar 71 %.
- Berdasarkan hasil Klasterisasi dengan menggunakan algoritma DBSCAN, diperoleh 5 klaster dalam klasterisasi IPM pada kabupaten/kota di Provinsi Maluku. Pada klaster 0 terdiri atas 6 kabupaten dengan kategori menengah kebawah yaitu kabupaten Kepulauan Tanimbar, Maluku Tenggara, Kepulauan Aru, Seram Bagian Barat, Maluku Barat Daya dan Tual. Pada klaster 1 terdiri atas 2 kabupaten dengan kategori menengah kebawah yaitu Maluku Tengah dan Buru. Pada klaster 2 terdiri atas 1 kabupaten dengan kategori rendah yaitu Seram Bagian Timur. Pada klaster 3 terdiri atas 1 kabupaten dengan kategori rendah yaitu Buru Selatan. Selanjutnya Pada klaster 4 terdiri atas 1 kabupaten dengan kategori tinggi yaitu Kota Ambon.

#### REFERENCES

- Ajeng, T. (2014). Pengelompokan data IPM Di Pulau Jawa Dengan Algoritma ST-DBSCAN dan Bahasa Pemrograman Python.
- Al Azies, H., & Anuraga, G. (2021). Klasifikasi Daerah Tertinggal di Indonesia Menggunakan Algoritma SVM dan k-NN. *Jurnal ILMU DASAR*.
- Anggara, R., & Rahman, A. S. (2022). Implementasi Algoritma DBSCAN Dalam Pengelompokan Data Pasien Terdiagnosa Penyakit Ginjal Kronis (PGK). *Jurnal Algoritme*, 114-123.

- Athifaturrofifah, Goejantoro, R., & Yuniarti, D. (2018). Perbandingan Pengelompokan K-Means dan K-medoids Pada Data Potensi Kebakaran Hutan/Lahan Berdasarkan Pesebaran Titik Panas. *Jurnal EKSPONENSIAL*.
- BPK. (2008). *Peraturan Pemerintah Republik Indonesia*. Retrieved from <https://peraturan.bpk.go.id/Home/Detail>
- Buulolo, E. (2020). *Data Mining Untuk Perguruan Tinggi*. Sleman: CV Budi Utama.
- Chalid, N., & Yusuf, y. (2014). Pengaruh Tingkat Kemiskinan dan Tingkat Pengangguran, Umpah Minimum Kabupaten/Kota Dan Laju Pertumbuhan Ekonomi Terhadap Indeks Pembangunan Manusia Di Provinsi Riau. *Jurnal Ekonomi*, 1-12.
- Eriansya, M. I., & Syafrullah, M. (2018). Implementasi Algoritma ST- DBSCAN dan K-MEANS Untuk Pengelompokan Indeks Pembangunan Manusia Kabupaten/Kota Pulau Jawa Tahun 2014-2016.
- Ezkirianto, R., & Findi A, M. (2013). Analisis ketertarikan indeks pembangunan manusia dan PDRB per kapita di Indonesia. *Jurnal Ekonomi dan Kebijakan Pembangunan*, 14-29.
- Faiqoh, E. (2018). Alogaritma Genetika Untuk Optimasi Parameter Pada Support Vector Machine: Kausus Klasifikasi Data Microarray Kanker Kolon.
- Hartono, E. F., & Rachmat, N. (2022). Klasifikasi Jenis PLastik HDPE LDPE, dan PS Berdasarkan Tekstur Menggunakan Support Vector Machine. *JATISI ( Jurnal Informatika dan Sistem Informasi)*.
- Ichwan, M., Dewi, I. A., & S, Z. M. (2018). Klasifikasi Support Vector Machine (SVM) Untuk Menentukan Tingkat Kemanisan Mangga Berdasarkan Fitur Warna. *MIND JOURNAL*, 16-24.
- Indrayanti, W. (2020). Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Kesejahteraan Masyarakat di Provinsi Malauku. *Jurnal Ecodemica*.
- Jatipaningrum, M. T., Azhari, S. E., & Suryowati, K. (2022). Pengelompokan Kabupaten dan Kota di Provinsi jawa Timur Berdasarkan Tingkst Kesejahteraan dengan Metode K-Means dan Density Based Spatial Clustering of Applications With Noise. *Junal Derivat*, 2549-2616.
- Kusrini. (2009). *Algoritma data mining*. Yogyakarta: ANDI.
- Mardi, Y. (2009). Klasifikasi Menggunakan Algoritma C4.5. *Jurnal Edik Informatika*, 213-219.
- Mariyam, P. A., Ratnawati, D. E., & Wahyu, W. A. (2018). Klasifikasi Penyakit Gigi dan Mulut Menggunakan Metode Support Vctor Machine. *Pengembangan Teknologi Infoemsi dan Ilmu Komputer*, 2, 802-810.
- Maulana, J. P., & Irhamah. (2018). Klasifikasi Kabupaten di Procvinsi Jawa Timur Berdasarkan Indikator Daerah Tertinggal dengan Metode Support Vector Machine (SVM) dan Entropy Based Fuzzy Support Vector Machine (EFSVM).
- Maulana, J. P., & Irhamah. (2018). Klasifikasi Kabupaten di Provinsi Jawa Timur Berdasarkan Indikator Daerah Tertinggal dengan metode Support Vector Machine (SVM) dan Entropy Based Fuzzy Support Vector Machine (EFSVM). *INFERENCE*.
- Novi, S. (2020). Clustering Status Desa Menggunakan Merode DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Application With Noise). SKRIPSI.
- PERPRES, R. (2020). Perpes RI No. 63 Tahun 2020 Tentang Penetapan Daerah tertinggal Tahun 2020- 2024.
- Purwanto, B. U. (2012). Spatial Hotspots Clustering of Forest and Land Fires using DBSCAN and ST-DBSCAN. *Scientific Repository (IPB)*.
- Putri M, M., Dewi, C., siam, E. P., Wijayanti, G. A., Aulia, N., & Nooraeni, R. (2021). Komparasi DBSCAN dan K-MEANS Clustering pada Pengelompokan Status Desa Di jawa. *Jurnal Matematika, Statistika & Komputer*, 7.
- Raehanun, M. (2021). Analisis Support Vector Machine (SVM) Dalam Prediksi Permintaan Emas Perhiasan.
- Riaddy, A. I., Sibaroni, Y. S., & Aditsania, A. S. (2016). Ekstraksi Infomasi pada Makalah Ilmiah Dengan Pendekatan Supervised Learning. *e-Proceeding of Engineering*, 3.
- Rousseeuw, P. J. (1987). Silhouettes A Graphical Aid to The Interpretation and Validation of Cluster Analysis. *Journal Of Computational and Applied Mathematics*, 20, 53–65.
- Sari, E. A., Saragih, M. T., Shariati, I. A., Sofyan, S., Baihaqi, R. A., & Nooraeni. (2020). Klasifikasi Kabupaten Tertinggal Di Kawasan Timur Indonesia Dengan Support Vector Machine. *JIKO (Jurnal Informatika dan Komputer)*, 3, 188-195.
- Sehgal, G. dan Garg, Dr. Kanwal. (2014). Camparison of Various Clustering Algorithms. *International Journal of Computer Science and Information Technologies (IJCSIT)*, 5(3), 3074-3076.
- Shella, N. (2020). Clustering Status Desa Menggunakan Metode DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Application with Noise). SKRIPSI.
- Sukirno, s. (2013). Makroekonomi: Teori Pengantar. depok: Rajawali Pers.
- Suryawati. (2003). Teori Ekonomi Mikro. Yogyakarta: UPP, AMP YKPNA.
- Susilowati, E., Sabariah, M. K., & Gozali, A. A. (2015). Implementasi Metode Support Vector Machine Untuk Melakukan Klasifikasi Kemacetan Lalu Lintas Pada Twitter. *e-Proceeding of Engineering*.

- Suyanto, D. (2018). *Data Mining Untuk Klasifikasi dan Klasterisasi Data Edisi Revisi*. Bandung: Informatika Bandung.
- Tjiptoherijanto, P. (2015). *Sumber Daya Manusia dalam Pembangunan Nasional Manusia*. Jakarta: Lembaga Penerbit Fakultas Ekonomi Universitas Indonesia.
- Wang, W.-T. Y.-L. (2015). Adaptive Density-Based Spatial Clustering of. *International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, 445–451.
- Widhoroso. (2021, September 29). Retrieved maret 28, 2023, from Media Indonesia: <https://m.mediaindonesia.com/ekonomi/436279/survei-cigna-indeks-persepsi-kesejahteraan-indonesia-2021-turun>
- Wulandari, I. (2015). Performansi Piecewise Polynomial Smooth Support Vector Machine untuk Klasifikasi Desa Tertinggal Di Provinsi Kalimantan Timur Tahun 2011. *Aplikasi dan Komputasi Statistik*, 7.