



## Pendekatan *Cluster* Provinsi dalam Perencanaan Pembangunan Menggunakan Metode *Fuzzy K-Means Clustering*

Septian Wulandari

Program Studi Teknik Informatika, Universitas Indraprasta PGRI

E-mail: [septian.pmb09@rocketmail.com](mailto:septian.pmb09@rocketmail.com)

### Info Artikel

Sejarah Artikel:  
Diterima: 25 Mei 2021  
Disetujui: 5 Juni 2021  
Dipublikasikan: 30 Juni 2021

### Kata kunci:

*Clustering*, *Fuzzy K-Means*,  
Perencanaan Pembangunan

### Abstrak

Perencanaan pembangunan di negara Indonesia perlu memperhatikan analisis komprehensif terhadap aspek-aspek mengenai pengembangan pembangunan di masing-masing provinsi. Aspek-aspek tersebut meliputi ekonomi, sosial, geografis, ekologi, dan lain sebagainya. Di era sekarang, menentukan daya saing suatu daerah atau provinsi tidak hanya ditentukan oleh keberadaan industri, tetapi juga pada kemampuan pemerintah daerah dalam menciptakan keunggulan di daerah dibandingkan dengan daerah lainnya. Disamping itu, struktur *cluster* dalam pengelolaan pembangunan di daerah sangat penting untuk membentuk daerah yang menarik investasi dan penempatan lokasi investasi. Oleh karena itu, konsep *cluster* dalam perencanaan pembangunan pada provinsi diperlukan sehingga dapat menjadi acuan pemerintah dalam menentukan ketergantungan daya saing daerah atau provinsi pada ketersediaan *cluster* industri yang saling berhubungan. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan *cluster* pada perencanaan pembangunan setiap provinsi di Indonesia menggunakan metode *fuzzy k-means*. Data yang digunakan adalah indikator perencanaan pembangunan pada tahun 2020 yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik. Sedangkan, indikator perencanaan pembangunan meliputi jumlah penduduk, laju pertumbuhan penduduk, presentase penduduk, kepadatan penduduk, dan rasio kelamin. Hasil dari penelitian ini dihasilkan empat *cluster* yaitu *cluster* 1 memiliki 3 anggota provinsi, *cluster* 2 memiliki 18 anggota provinsi, *cluster* 3 memiliki 10 anggota provinsi, dan *cluster* 4 memiliki 3 anggota provinsi. Sedangkan, nilai *fuzzy silhouette* adalah 0,5650668.

## PENDAHULUAN

Tolak keberhasilan pembangunan daerah terletak pada perencanaan pembangunan. Dalam pembangunan, terjadi proses pengembangan kapasitas pada masyarakat dalam jangka panjang sehingga memerlukan aspek perencanaan yang tepat dan akurat untuk mewujudkannya (Ashari et al., 2015). Aspek perencanaan yang memiliki kaitan dengan aspek pembangunan dapat diklasifikasikan menjadi dua topik utama yaitu perencanaan sebagai alat pembangunan dan perencanaan sebagai tolak ukur berhasil tidaknya pembangunan tersebut (Setianingsih, 2015). Oleh karena itu, dalam menentukan perencanaan pembangunan perlu dilakukan analisis komprehensif terhadap aspek-aspek di masing-masing daerah atau provinsi yang ada di Indonesia. Terlebih lagi adanya pandemi covid-19 yang muncul pada awal tahun 2020 di Indonesia. Adanya pandemi covid-19 berdampak pada krisis kesehatan maupun ekonomi di dunia khususnya di Indonesia. Lembaga think tank dan pemikir strategis mengoreksi proyeksinya, terutama tahun 2020 yang kemungkinan akan terjadi pelambatan, resesi, dan bahkan depresi ekonomi (Muhyiddin, 2020). Hal ini tentunya meyebabkan terhambatnya rencana-rencana pembangunan di masing-masing wilayah atau provinsi di Indonesia.

Disamping itu, salah satu tantangan utama dalam pembangunan adalah peningkatan kualitas sumber daya manusia (SDM). SDM merupakan modal utama dalam pembangunan nasional. Oleh karena itu, kualitas SDM di masing-masing provinsi di Indonesia perlu terus ditingkatkan sehingga mampu memberikan daya saing yang tinggi yang antara lain ditandai dengan meningkatnya Indeks Pembangunan Manusia (IPM), Indeks Pembangunan Gender (IPG), dan Indeks Kesetaraan Gender (IKG), melalui pengendalian penduduk, peningkatan taraf pendidikan, dan peningkatan derajat kesehatan dan gizi masyarakat (Kementerian Negara Perencanaan Pembangunan Nasional, 2014).

Di era sekarang, menentukan daya saing suatu daerah atau provinsi tidak hanya ditentukan oleh keberadaan industri ataupun kualitas SDM di masing-masing daerah atau provinsi, tetapi juga pada kemampuan pemerintah daerah dalam menciptakan keunggulan di daerah dibandingkan dengan daerah lainnya. Disamping itu, struktur *cluster* dalam pengelolaan pembangunan di daerah sangat penting untuk membentuk daerah yang menarik investasi dan penempatan lokasi investasi. Oleh karena itu, perlu adanya *clustering* atau pengelompokan dalam perencanaan pembangunan pada 34 provinsi di Indonesia sehingga dapat menjadi acuan pemerintah dalam menentukan ketergantungan daya saing daerah atau provinsi pada ketersediaan *cluster* industri yang saling berhubungan.

*Clustering* sendiri memiliki pengertian pengelompokan sejumlah data atau objek ke dalam *cluster* (group) sehingga setiap dalam *cluster* tersebut akan berisi data semirip mungkin dan berbeda dengan objek dalam *cluster* yang lainnya (Wulandari, 2020). Proses *clustering* adalah pengelompokan data ke dalam *cluster* berdasarkan kesamaan atau kemiripan objek-objek dalam satu *cluster* dibandingkan dengan objek lain pada *cluster* yang berbeda. *Fuzzy K-Means* merupakan salah satu bagian dari metode *Hard K-Means clustering* (Sanusi et al., 2020). Metode ini merupakan metode *unsupervised* yang melakukan pemodelan tanpa melakukan *supervise* atau melakukan pengelompokan dengan sistem partisi.

Untuk mendapatkan gambaran tentang *cluster* pada perencanaan pembangunan daerah atau provinsi di Indonesia, pada penelitian ini dilakukan *clustering* provinsi berdasarkan perencanaan pembangunan daerah dengan mengimplementasikan metode *Fuzzy k-means*. Terdapat beberapa penelitian sejenis yang berkaitan dengan *clustering* terhadap perencanaan pembangunan daerah adalah penelitian yang dilakukan oleh Samuel dan Akhmad Budi pada tahun 2013 dengan melakukan *clustering* atau klasifikasi pembangunan manusia per kabupaten di Indonesia menggunakan algoritma *k-means* dan memperoleh 6 *cluster* (Budi, 2013). Hal serupa juga dilakukan oleh Yulia Safarina, Memi Nor hayati, dan Yuki Novia Nasution pada tahun 2017 dengan melakukan *clustering* pada indeks pembangunan manusia (IPM) di Kalimantan Timur menggunakan metode *hierarchical clustering multiscale bootstrap* (Safarina et al., 2019). Namun, pada penelitian ini dilakukan *cluster* pada perencanaan pembangunan setiap provinsi di Indonesia menggunakan metode *fuzzy k-means*. Data yang digunakan adalah indikator perencanaan pembangunan pada tahun 2020 yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik. Sedangkan, indikator perencanaan pembangunan meliputi jumlah penduduk, laju pertumbuhan penduduk, presentase penduduk, kepadatan penduduk, dan rasio kelamin. Kelima indikator tersebut akan dibuat *cluster* yang berisi 34 provinsi di Indonesia berdasarkan kemiripan karakteristik perencanaan pembangunan daerah dengan menggunakan metode *fuzzy k-means*.

## METODE PENELITIAN

Pendekatan pada penelitian ini yaitu pendekatan studi literatur deskriptif kuantitatif. Pada studi literatur, dilakukan pengumpulan bahan-bahan pustaka yang mendukung dalam penyelesaian topik pada penelitian ini. Sedangkan, untuk pendekatan deskriptif kuantitatif dilakukan dengan mengolah data, menganalisis data, serta menginterpretasikan data sesuai dengan kebutuhan penelitian. Pada penelitian ini, data yang digunakan adalah data sekunder dengan populasi yaitu 34 provinsi di Indonesia dengan sample penduduk di Indonesia yang masuk dalam pendataan berdasarkan kriteria variable yang diambil pada tahun 2020. Data tersebut berasal dari Badan Pusat Statistik. Sedangkan, variabel perencanaan pembangunan tahun 2020 yang digunakan pada penelitian ini adalah:

- a. Jumlah Penduduk,
- b. Laju Pertumbuhan Penduduk,
- c. Presentase Penduduk,
- d. Kepadatan Penduduk,
- e. Rasio Kelamin.

Sedangkan, metode yang digunakan untuk menganalisis *cluster* pada penelitian ini adalah metode *fuzzy k-means*. Metode *fuzzy k-means* memiliki kelebihan meminimalkan variasi antar data yang ada di dalam suatu cluster dan memaksimalkan variasi dengan data yang ada di cluster lainnya (Rifa'i & Setiadji, 2020).

**Metode Fuzzy K-Means**

Metode *fuzzy k-means* merupakan salah satu bagian dari metode *Hard K-Means clustering*. *Fuzzy k-means* menggunakan model pengelompokan *fuzzy* sehingga data dapat menjadi anggota dari semua kelas atau *cluster* terbentuk dengan derajat atau tingkat keanggotaan yang berbeda antara 0 hingga 1 (Rifa'i & Setiadji, 2020). Dalam menentukan *cluster*, metode ini mengelompokkan data sesuai dengan keberadaan masing-masing titik data sesuai dengan derajat keanggotaannya. Berikut adalah algoritma *fuzzy k-means* (Sanusi et al., 2020):

1. Input data yang akan dilakukan *cluster*  $X$  berupa matriks yang berukuran  $n \times p$  ( $n$  =jumlah sampel data dan  $p$  =variable atau atribut dari setiap data).  $X_{kj}$  =data dari dampel ke- $k$  dengan  $k = 1,2,3, \dots, n$ , sedangkan variable atau atribut ke- $j$  dengan  $j = 1,2,3, \dots, m$ .
2. Tentukan:
  - a. Jumlah *cluster* =  $c$
  - b. Bobot Pangkat/*weighting exponent* =  $m$
  - c. Maksimum iterasi =  $Max_{iter}$
  - d. Error terkecil yang diharapkan =  $\xi$
  - e. Fungsi objektif awal =  $P_0 = 0$
  - f. Iterasi awal =  $t = 1$
3. Inisiasi matriks fungsi keanggotaan awal ( $\mu_{ik}, i = 1,2, \dots, c; k = 1,2, \dots, n$ ), sebagai elemen-elemen matriks partisi awal  $U$

$$U_0 = \begin{bmatrix} \mu_{11}(x_1) & \mu_{12}(x_2) & \dots & \mu_{1c}(x_c) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \mu_{n1}(x_1) & \mu_{n2}(x_1) & \dots & \mu_{nc}(x_c) \end{bmatrix} \tag{1}$$

Matriks partisi pada metode *fuzzy clustering* memenuhi kondisi:

$$\mu_{ik} = [0,1]; (1 \leq i \leq c; 1 \leq k \leq n) \tag{2}$$

$$\sum_{i=1}^n \mu_{ik} = 1; 1 \leq i \leq c$$

$$0 < \sum_{i=1}^c \mu_{ik} < c; 1 \leq k \leq n$$

Hitung jumlah setiap kolom (variable atau atribut):

$$Q_j = \sum_{i=1}^c (\mu_{ik}) \tag{3}$$

Dengan  $j = 1,2,3, \dots, m$

$$\mu_{ik} = \frac{\mu_{ik}}{Q_j} \tag{4}$$

4. Hitunglah nilai pusat *cluster* ke-*k* dari  $V_{ij}$  dengan  $i = 1,2,3, \dots, c$  dan  $j = 1,2,3, \dots, m$

$$V_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n ((\mu_{ik})^m * X_{kj})}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m} \quad (5)$$

$$V = \begin{bmatrix} v_{11} & \dots & v_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{c1} & \dots & v_{cm} \end{bmatrix}$$

5. Hitunglah fungsi objektif pada iterasi ke-*t*,  $P_t$  dengan menggunakan persamaan:

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

6. Hitunglah perubahan matriks partisi:

$$\mu_{ik} = \frac{\left[ \sum_{j=1}^p (X_{kj} - V_{ij})^2 \right]^{\frac{-1}{p-1}}}{\sum_{i=1}^c \left[ \sum_{j=1}^p (X_{kj} - V_{ij})^2 \right]^{\frac{-1}{p-1}}} \quad (7)$$

7. Kemudian, cek iterasi berhenti:

- Jika  $(|P_t - P_{t-1}| < \xi)$  atau  $(t < \text{iterasi maksimal})$  maka iterasi berhenti
- Jika tidak, maka  $t = t + 1$  kemudian ulangi langkah ke-5

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini dilakukan menggunakan data sekunder dari 34 provinsi di Indonesia yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik dengan sampe perencanaan pembangunan pada tahun 2020 dengan variable atau atribut yang digunakan adalah jumlah penduduk, laju pertumbuhan penduduk, presentase penduduk, kepadatan penduduk, dan rasio kelamin. Pengolahan data *clustering* provinsi dalam perencanaan pembangunan dilakukan menggunakan RStudio programming dengan langkah-langkah sebagai berikut:

- Langkah pertama yang dilakukan pada penelitian ini adalah menginput data 34 provinsi di Indonesia ke dalam bentuk matriks  $X$  berukuran  $n \times p$  dengan ( $n$  =jumlah sampel data yaitu 34 sample data dan  $p$  =variable atau atribut dari setiap data yaitu 5 atribut)
- Langkah kedua pada penelitian ini adalah menentukan
  - Jumlah *cluster* =  $c = 4$
  - Bobot Pangkat/weighting Exponent =  $m = 1,5$
  - Maksimum iterasi =  $Max_{iter} = 100$
  - Error terkecil yang diharapkan =  $\xi = 0,5$
  - Fungsi objektif awal =  $P_0 = 0$
  - Iterasi awal =  $t = 1$
- Kemudian, langkah ketiga pada penelitian ini adalah menginisiasi matriks fungsi keanggotaan awal sebagai elemen-elemen matriks partisi awal  $U$ ,  $\mu_{ik}, i = 1,2,3,4 ; k = 1,2, \dots, 34$ ). Nilai inialisasi matriks  $U$  bernilai antara 0 dan 1. Untuk data sekunder provinsi di Indonesia yang diberikan, jika nilai  $\mu_{ik}$  mendekati 1 pada kelompok ke-*i* mengindikasikan bahwa terdapat hubungan yang kuat dengan kelompok tersebut, dan sebaliknya, jika bernilai 0 pada kelompok ke-*i* mengindikasikan terdapat hubungan yang lemah dengan kelompok tersebut. sehingga diperoleh matriks partisi awal  $U$  sebagai terlihat pada Gambar 1. Pada Gambar 1 terlihat bahwa nilai pada matriks  $U$  berkisar antara nilai 0 sampai dengan 1.

```
> x$U
```

	Clus 1	Clus 2	Clus 3	Clus 4
Obj 1	1.692683e-03	0.0167951936	0.9800251574	0.0014869658
Obj 2	1.549204e-02	0.8719765958	0.0852247825	0.0273065796
Obj 3	2.228957e-03	0.9798886145	0.0166841655	0.0011982633
Obj 4	7.835984e-04	0.9931754435	0.0058337949	0.0002071632
Obj 5	2.800872e-04	0.0059616019	0.9936457080	0.0001126030
Obj 6	4.489957e-03	0.9742253233	0.0192437651	0.0020409546
Obj 7	2.550842e-03	0.0195584129	0.9771935260	0.0006972194
Obj 8	6.749812e-03	0.8779540261	0.1132654980	0.0020306636
Obj 9	2.237045e-02	0.7049150503	0.2706421562	0.0020723473
Obj 10	1.395241e-02	0.8289588744	0.1557109083	0.0013778051
Obj 11	1.273527e-01	0.2682831153	0.3852154221	0.2191487450
Obj 12	5.394156e-04	0.0013013524	0.0015236900	0.9966355420
Obj 13	8.348656e-05	0.0003456770	0.0004499614	0.9991208750
Obj 14	5.394781e-03	0.0889539477	0.8953209389	0.0103303323
Obj 15	6.569459e-05	0.0002642005	0.0003234998	0.9993466052
Obj 16	3.463672e-03	0.0343344378	0.9554770380	0.0067248521
Obj 17	5.397055e-04	0.0073305669	0.9915055167	0.0006242110
Obj 18	3.357410e-03	0.9004415103	0.0941364740	0.0020646058
Obj 19	2.239003e-03	0.9161781409	0.0798164645	0.0017663911
Obj 20	4.380735e-02	0.3577954531	0.5938005357	0.0045966587
Obj 21	1.012488e-01	0.4607105653	0.4323695794	0.0056710659
Obj 22	8.069341e-04	0.0683676937	0.9303181311	0.0005072412
Obj 23	3.000823e-01	0.4124393258	0.2799375451	0.0075408725
Obj 24	9.808594e-01	0.0110535940	0.0074526590	0.0006343709
Obj 25	2.635971e-03	0.9867410965	0.0101238531	0.0004990788
Obj 26	4.799749e-03	0.9718759249	0.0223611997	0.0009631263
Obj 27	7.509989e-03	0.8711734566	0.1105072266	0.0108093276
Obj 28	6.749074e-04	0.9954464334	0.0037210922	0.0001575671
Obj 29	3.000024e-04	0.0069260021	0.9925997095	0.0001742859
Obj 30	2.881728e-03	0.9853312178	0.0114258731	0.0003611809
Obj 31	2.587733e-03	0.9426448494	0.0542831591	0.0004842588
Obj 32	2.177658e-02	0.9001864657	0.0767315873	0.0013053625
Obj 33	9.976876e-01	0.0014671022	0.0007138027	0.0001315061
Obj 34	9.940207e-01	0.0034615816	0.0019923453	0.0005253625

Gambar 1. Matriks Partisi Awal  $U$

- Berturut-turut langkah keempat pada penelitian ini adalah menghitung nilai pusat kelompok ke- $i$  dapat dihitung menggunakan persamaan (5) dan langkah kelima adalah menghitung fungsi objektif pada iterasi ke- $t$ ,  $P_t$  dengan menggunakan persamaan (6).
- Kemudian, Langkah keenam adalah menghitung perubahan matriks partisi yaitu menghitung matriks derajat keanggotaan yang baru dapat dilihat pada Gambar 2. Pada Gambar 2 terlihat bahwa objek data yang lebih dekat ke pusat *cluster* memiliki derajat keanggotaan yang lebih tinggi daripada objek yang tersebar di perbatasan *cluster*.

Membership degree matrix (rounded):

	Clus 1	Clus 2	Clus 3	Clus 4
Obj 1	0.00	0.02	0.98	0.00
Obj 2	0.02	0.87	0.09	0.03
Obj 3	0.00	0.98	0.02	0.00
Obj 4	0.00	0.99	0.01	0.00
Obj 5	0.00	0.01	0.99	0.00
Obj 6	0.00	0.97	0.02	0.00
Obj 7	0.00	0.02	0.98	0.00
Obj 8	0.01	0.88	0.11	0.00
Obj 9	0.02	0.70	0.27	0.00
Obj 10	0.01	0.83	0.16	0.00
Obj 11	0.13	0.27	0.39	0.22
Obj 12	0.00	0.00	0.00	1.00
Obj 13	0.00	0.00	0.00	1.00
Obj 14	0.01	0.09	0.90	0.01
Obj 15	0.00	0.00	0.00	1.00
Obj 16	0.00	0.03	0.96	0.01
Obj 17	0.00	0.01	0.99	0.00
Obj 18	0.00	0.90	0.09	0.00
Obj 19	0.00	0.92	0.08	0.00
Obj 20	0.04	0.36	0.59	0.00
Obj 21	0.10	0.46	0.43	0.01
Obj 22	0.00	0.07	0.93	0.00
Obj 23	0.30	0.41	0.28	0.01
Obj 24	0.98	0.01	0.01	0.00
Obj 25	0.00	0.99	0.01	0.00
Obj 26	0.00	0.97	0.02	0.00
Obj 27	0.01	0.87	0.11	0.01
Obj 28	0.00	1.00	0.00	0.00
Obj 29	0.00	0.01	0.99	0.00
Obj 30	0.00	0.99	0.01	0.00
Obj 31	0.00	0.94	0.05	0.00
Obj 32	0.02	0.90	0.08	0.00
Obj 33	1.00	0.00	0.00	0.00
Obj 34	0.99	0.00	0.00	0.00

Gambar 2. Matriks Partisi

- Kemudian, Langkah ketujuh adalah membandingkan nilai keanggotaan dalam matriks  $U$ . Jika  $(|P_t - P_{t-1}| < \xi)$  atau  $(t < \text{iterasi maksimal})$  maka iterasi berhenti. Jika tidak, maka  $t = t + 1$  kemudian ulangi Langkah ke-5. Iterasi pada penelitian ini berhenti pada iterasi ke-71, diperoleh hasil clustering dengan 4 cluster. Kemudian, nilai *fuzzy silhouette* dapat bervariasi antara -1 sampai dengan 1. Jika  $s_i = 1$  maka objek  $i$  sudah berada dalam *cluster* yang tepat. Jika nilai  $s_i = 0$  maka objek berada diantara dua *cluster* sehingga objek tersebut tidak jelas harus dimasukkan ke *cluster* A atau *cluster* B. sedangkan jika  $s_i = -1$  maka *cluster* yang dihasilkan *overlapping*, sehingga objek  $i$  tidak tepat dimasukkan ke *cluster* yang lain (A. Ramadhan, Efendi, 2017). Pada penelitian ini nilai *fuzzy silhouette* adalah 0,5650668, ini artinya objek sudah berada di *cluster* yang tepat. *Cluster membership degree* atau matriks yang berisi indeks *cluster* tempat objek ditetapkan dan derajat keanggotaan terkait dapat dilihat pada Gambar 3 dan masing-masing anggota *cluster* dapat dilihat pada Tabel 1.

	Cluster	Membership degree
Obj 1	3	0.9800252
Obj 2	2	0.8719766
Obj 3	2	0.9798886
Obj 4	2	0.9931754
Obj 5	3	0.9936457
Obj 6	2	0.9742253
Obj 7	3	0.9771935
Obj 8	2	0.8779540
Obj 9	2	0.7049151
Obj 10	2	0.8289589
Obj 11	3	0.3852154
Obj 12	4	0.9966355
Obj 13	4	0.9991209
Obj 14	3	0.8953209
Obj 15	4	0.9993466
Obj 16	3	0.9554770
Obj 17	3	0.9915055
Obj 18	2	0.9004415
Obj 19	2	0.9161781
Obj 20	3	0.5938005
Obj 21	2	0.4607106
Obj 22	3	0.9303181
Obj 23	2	0.4124393
Obj 24	1	0.9808594
Obj 25	2	0.9867411
Obj 26	2	0.9718759
Obj 27	2	0.8711735
Obj 28	2	0.9954464
Obj 29	3	0.9925997
Obj 30	2	0.9853312
Obj 31	2	0.9426448
Obj 32	2	0.9001865
Obj 33	1	0.9976876
Obj 34	1	0.9940207

Gambar 3. Matriks *Cluster Membership Degree*

Tabel 1. Hasil *Cluster*

Cluster	Jumlah Anggota Cluster	Anggota Cluster
1	3	Kalimantan Utara, Papua Barat, Papua
2	18	Sumatera Utara, Sumatera Barat, Riau, Bengkulu, Sumatera Selatan, Kepulauan Bangka Belitung, Kepulauan Riau, NTB, NTT, Kalimantan Tengah, Kalimantan Timur, Sulawesi Utara, Sulawesi Tengah, Sulawesi Selatan, Sulawesi Tenggara, Sulawesi Barat, Maluku, Maluku Utara
3	10	Aceh, Jambi, Bengkulu, DKI Jakarta, DI Yogyakarta, Banten, Bali, Kalimantan Barat, Kalimantan Selatan, Gorontalo
4	3	Jawa Barat, Jawa Tengah, Jawa Timur

Berdasarkan Tabel 1 dihasilkan sebanyak empat *cluster* dengan anggota pada *cluster 1* berjumlah 3 provinsi, anggota pada *cluster 2* berjumlah 18 provinsi, anggota pada *cluster 3* berjumlah 10 provinsi, dan anggota pada *cluster 4* berjumlah 3 provinsi. *Cluster 2* memiliki jumlah anggota terbanyak dibandingkan dengan jumlah anggota pada *cluster* lainnya dan *cluster 1* dan *3* memiliki jumlah *cluster* yang sama.

Tabel 2. Statistik Hasil Analisis Setelah dilakukan *Clustering*

Cluster	Minimum Degree	Max degree	Average Member Degree	Number of Unclear Assignment
1	0,98	1,00	0,99	0
2	0,41	1,00	0,87	2
3	0,39	0,99	0,87	1
4	1,00	1,00	1,00	0

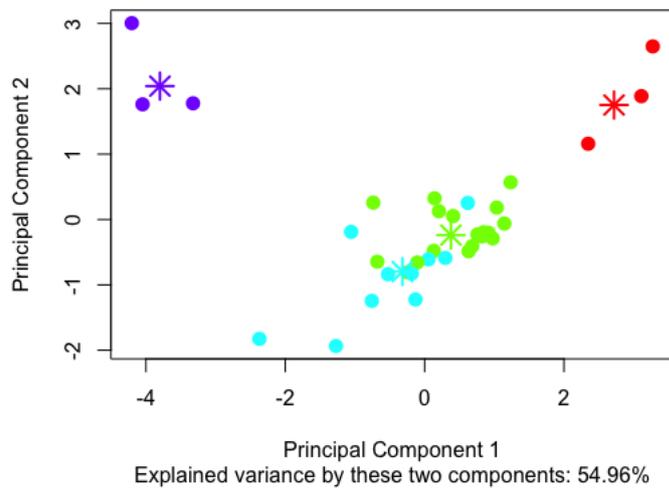
Berdasarkan Tabel 2 Statistik hasil analisis setelah dilakukan *clustering* menggunakan metode *fuzzy k-means* yaitu minimum degree pada *cluster 4* memiliki nilai tertinggi yaitu 1,00 dibandingkan dengan *cluster* lainnya. Kemudian, maksimum *degree* untuk *cluster 3* memiliki nilai terendah yaitu 0,99 dibandingkan dengan *cluster* lainnya. *Average member degree* pada *cluster 4* memiliki nilai

tertinggi yaitu 1,00 dibandingkan dengan *cluster* lainnya, dan *number of unclear assignment* pada *cluster* 2 memiliki nilai tertinggi yaitu 2 (Provinsi Kalimantan Timur dan Kalimantan Tengah) dibandingkan dengan *cluster* 3 yaitu Provinsi DKI Jakarta.

Tabel 3. Atribut Setiap *Cluster*

<i>Cluster</i>	Jumlah Penduduk	Laju Pertumbuhan Penduduk	Presentase Penduduk	Kepadatan Penduduk	Rasio Jenis Kelamin Penduduk
1	-0,5012082	2,47327067	-0,5012029	-0,18555898	2,2020713
2	-0,2629404	-0,08927772	-0,2629300	-0,17192661	-0,1643143
3	-0,2959425	-0,44609315	-0,2958784	0,01992868	-0,3071526
4	2,8990940	-0,78809021	2,8988400	0,31625621	-0,7058080

Berdasarkan Tabel 3 Provinsi yang menjadi anggota pada *cluster* 1 adalah *cluster* yang memiliki laju pertumbuhan dan rasio jenis kelamin penduduk yg lebih tinggi dibandingkan dengan *cluster* lainnya. Provinsi yang menjadi anggota pada *cluster* 2 memiliki laju pertumbuhan penduduk dan rasio jenis kelamin penduduk yang lebih kecil dibandingkan dengan *cluster* lainnya. Provinsi yang menjadi anggota pada *cluster* 3 memiliki kepadatan penduduk yang lebih rendah dibandingkan dengan kepadatan penduduk dari *cluster* 4. Sedangkan, provinsi yang menjadi anggota pada *cluster* 4 adalah *cluster* yang memiliki jumlah penduduk, presentase penduduk, dan kepadatan penduduk yg lebih tinggi dibandingkan dengan *cluster* lainnya, namun memiliki laju pertumbuhan penduduk dan rasio jenis kelamin penduduk yang lebih kecil dibandingkan dengan *cluster* lainnya.



Gambar 4. Plot Hasil *Clustering*

Pada Gambar 4 terlihat bahwa warna ungu merupakan anggota dari *cluster* 1 yang berjumlah 3 anggota provinsi, warna hijau merupakan anggota dari *cluster* 2 yang berjumlah 18 anggota provinsi, warna biru muda merupakan anggota dari *cluster* 3 yang berjumlah 10 anggota provinsi, dan warna merah merupakan anggota *cluster* 4 yang berjumlah 3 anggota provinsi. Pada Gambar 4 terlihat bahwa *cluster* 1 memiliki letak yang lebih jauh dibandingkan dengan *cluster* lainnya. Sedangkan, untuk *cluster* 2 dan 3 memiliki letak yang lebih dekat dibandingkan dengan *cluster* 1 dan 4.

## PENUTUP

Pada penelitian ini terdapat tujuh tahap dalam *clustering* provinsi dalam perencanaan pembangunan menggunakan metode *fuzzy k-means*. Yaitu input data, menentukan variable-variabel pada algoritma *fuzzy k-means*, membangkitkan matriks fungsi keanggotaan awal, menghitung pusat *cluster*, menghitung fungsi objektif, hitung perubahan matriks, serta cek kondisi iterasi berhenti. Hasil *clustering* diperoleh sebanyak 4 *cluster* dengan anggota pada *cluster* 1 berjumlah 3 provinsi,

anggota pada *cluster* 2 berjumlah 18 provinsi, anggota pada *cluster* 3 berjumlah 10 provinsi, dan anggota pada *cluster* 4 berjumlah 3 provinsi. *Membership degree* atau derajat keanggotaan yang terlihat pada setiap *cluster* menunjukkan nilai yang cenderung mendekati satu *cluster* yang sama sehingga setiap data memiliki hasil *cluster* yang berbeda-beda. Inilah yang dinamakan sebagai *overlapping clustering*. Indikator yang digunakan dalam penelitian ini adalah jumlah penduduk, laju pertumbuhan penduduk, presentase penduduk, kepadatan penduduk, dan rasio kelamin pada masing-masing provinsi di Indonesia.

## DAFTAR PUSTAKA

- A. Ramadhan, Efendi, M. (2017). Perbandingan K-Means dan Fuzzy C-Means untuk Pengelompokan Data User Knowledge Modeling. *Seminar Nasional Teknologi Informasi, Komunikasi Dan Industri (SNTIKI) 9*, 219–226.
- Ashari, M., Wahyunadi, & Hailuddin. (2015). Analisis Perencanaan Pembangunan Daerah Di Kabupaten Lombok Utara ( Studi Kasus Perencanaan Partisipatif Tahun 2009-2013 ). *Jurnal Ekonomi & Kebijakan Publik*, 6(2), 163–180. file:///C:/Users/ADMIN/Downloads/354-680-1-SM.pdf
- Budi, S. dan A. (2013). Klasterisasi Indeks Pembangunan Manusia (IPM) Per Kabupaten di Indonesia Dengan Menggunakan Algoritma K-Means. *Journal of Chemical Information and Modeling*, 53(9), 1689–1699.
- Kementerian Negara Perencanaan Pembangunan Nasional. (2014). *Buku 1 Agenda Pembangunan Nasional: Rancangan Awal Rencana Pembangunan Jangka Menengah Nasional 2015-2019*.
- Muhyiddin. (2020). Covid-19, New Normal, dan Perencanaan Pembangunan di Indonesia. *Jurnal Perencanaan Pembangunan: The Indonesian Journal of Development Planning*, 4(2), 240–252. <https://doi.org/10.36574/jpp.v4i2.118>
- Rifa'i, A., & Setiadji, G. G. (2020). Implementasi Metode Fuzzy K-Means untuk Cluster Judul Skripsi Mahasiswa. *Jurnal Pengembangan Rekayasa Dan ...*, 16(2), 98–104. <http://journals.usm.ac.id/index.php/jprt/article/view/2637>
- Safarina, Y., Hayati, M. N., & Nasution, N. (2019). Penerapan Metode Hierarichal Clustering Multiscale Bootstrap (Studi Kasus : Indeks Pembangunan Manusia (IPM) Di Kalimantan Timur Tahun 2017). *Prosiding Seminar Nasional Matematika, Statistika, Dan Aplikasinya 2019*, 29–35.
- Sanusi, W., Zaky, A., & Afni, B. N. (2020). Analisis Fuzzy C-Means dan Penerapannya Dalam Pengelompokan Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan Berdasarkan Faktor-faktor Penyebab Gizi Buruk. *Journal of Mathematics, Computations, and Statistics*, 2(1), 47. <https://doi.org/10.35580/jmathcos.v2i1.12458>
- Setianingsih, B. (2015). Efektivitas Sistem Perencanaan Pembangunan Daerah (Simrenda) (Studi Pada Badan Perencanaan Pembangunan Daerah Kota Malang). *Jurnal Administrasi Publik Mahasiswa Universitas Brawijaya*, 3(11), 1930–1936.
- Wulandari, S. (2020). Clustering Kecamatan di Kota Bandung Berdasarkan Indikator Jumlah Penduduk dengan Menggunakan Algoritma K-Means. *Seminar Nasional Riset Dan Teknologi (SEMNAS RISTEK) 2020*, 128–132.