
Analisis *Clustering* K-Means Pada Data Informasi Kemiskinan Di Jawa Barat Tahun 2018

Alfath Nurhidayatullah^[1]

Teknik Informatika

Universitas Pelita Bangsa

Abstract— Poverty is a condition of life that is understaffed by a person or household so that it is unable to meet the minimum or proper needs for his or her life. The poverty Data in each region will differ. It is influenced by many of its supporting indicators. By determining and measuring the indicators of poverty, it will facilitate and recognize the poverty level of the region. Grouping characteristics of a region based on poverty indicators, so that the government can precisely and quickly take policies to mitigate poverty in a region. The method used in this study uses the K-Means *Clustering* method. The *Clustering* method is selected because this method has the ability to classify large amounts of data with faster process times efficiently. The object in this study used data published by the BPS (Badan Pusat Statistik) on poverty Data and information in the Regency/city in 2018. Based on the results of this study, the results of the characteristic mapping of each group formed based on the highest and lowest value of poverty indicator of West Java province year 2018. With the characteristics found in each region, it will certainly be a solid foundation for government organizers to provide the right and quick policy/approach to overcome the poverty that is found in the region.

Keywords— Poverty, BPS, Characteristics, Data mining, *Clustering*, K-Means

I. PENDAHULUAN

Kemiskinan merupakan masalah yang cukup serius, terutama untuk di negara berkembang seperti Indonesia. Kemiskinan sebuah wilayah dalam jangka panjang akan berdampak pada terhambatnya pembangunan nasional. Kemiskinan adalah kondisi kehidupan yang serba kekurangan yang dialami seorang atau rumah tangga sehingga tidak mampu memenuhi kebutuhan minimal atau yang layak bagi kehidupannya. Kebutuhan dasar minimal yang dimaksud adalah yang berkaitan dengan kebutuhan pangan, sandang, perumahan dan kebutuhan sosial yang diperlukan oleh penduduk atau rumah tangga untuk memenuhi kebutuhan hidupnya secara layak[1].

Adapun dimensi kemiskinan menyangkut beberapa aspek sebagai berikut: Aspek ekonomi, secara ekonomi, kemiskinan dapat di definisikan sebagai kekurangan sumber daya yang dapat di gunakan untuk memenuhi kebutuhan hidup dan meningkatkan kesejahteraan sekelompok orang dan Aspek Politik, kemiskinan dapat dilihat dari tingkat akses

terhadap kekuasaan. Kekuasaan dalam pengertian ini mencakup tatanan sistem politik yang dapat menentukan kemampuan sekelompok orang dalam menjangkau dan menggunakan sumberdaya. Serta, Aspek sosial-psikologi, kemiskinan secara sosial-psikologis menunjukkan pada kekurangan jaringan dan struktur sosial yang mendukung dalam mendapatkan kesempatan peningkatan produktivitas[1].

Tentu saja data kemiskinan pada setiap wilayah akan berbeda. Hal ini dipengaruhi oleh banyak indikator pendukungnya. Dengan menentukan dan mengukur indikator-indikator kemiskinan, maka akan mempermudah mengenal tingkat kemiskinan suatu wilayah. Misalnya saja dapat dilihat dari seberapa banyak penduduknya yang menerima beras miskin (raskin), pendapatan ekonominya yang masih rendah, dan lain sebagainya. Oleh karena itu, dalam penanganannya pun tentu akan sangat berbeda karena harus disesuaikan dengan kenyataan yang ada di masing-masing wilayah tersebut. Dengan dikelompokkannya karakteristik suatu wilayah berdasarkan indikator kemiskinan, maka pemerintah dapat tepat dan cepat dalam mengambil kebijakan untuk menanggulangi kemiskinan di suatu wilayah. Dalam hal ini, indikator kemiskinan yang digunakan telah ditentukan berdasarkan publikasi data kemiskinan Kota/Kabupaten tahun 2018 yang dirilis oleh BPS (Badan Pusat Statistik). Metode dalam pengelompokan data ini dengan menggunakan *data mining*.

Data mining memiliki beberapa pandangan, seperti *knowledge discover* ataupun *pattern recognition*. Kedua istilah tersebut sebenarnya memiliki ketepatan masing-masing, istilah *knowledge discovery* atau penemuan pengetahuan tepat karna digunakan karena tujuan utama dari *data mining* memang untuk mendapat pengetahuan yang masih tersembunyi di dalam bongkahan data[2]. Pandangan yang lain, *Data mining* adalah aktivitas yang menggambarkan sebuah proses analisis yang terjadi secara iteratif pada *database* yang besar, dengan tujuan mengekstrak informasi dan *knowledge* yang akurat dan berpotensi berguna untuk *knowledge workers* yang berhubungan dengan pengambilan keputusan dan pemecahan masalah[3]. *Data mining* juga

merupakan metode yang digunakan dalam pengolahan data berskala besar oleh karena itu *data mining* memiliki peranan yang sangat penting dalam beberapa bidang kehidupan diantaranya yaitu bidang industri, bidang keuangan, cuaca, ilmu dan teknologi. Dalam *data mining* juga terdapat metode-metode yang dapat digunakan seperti klasifikasi, *clustering*, *regresi*, seleksi variabel, dan *market basket* analisis [4].

Analisis *cluster* adalah salah satu analisis statistika yang bertujuan mengelompokkan objek-objek berdasarkan kesamaan karakteristik di antara objek-objek tersebut. Objek tersebut akan dikelompokkan ke dalam satu atau beberapa kelompok (*cluster*) sehingga objek-objek yang berada dalam satu kelompok akan mempunyai kemiripan satu dengan yang lain[1]. Analisis *cluster* merupakan analisis yang bertujuan untuk mengelompokkan data (objek) yang didasarkan hanya pada informasi yang ditemukan dalam data yang menggambarkan objek tersebut dan hubungan di antaranya. Tujuannya adalah agar objek-objek yang bergabung dalam sebuah kelompok merupakan objek-objek yang mirip (atau berhubungan) satu sama lain dan berbeda (atau tidak berhubungan) dengan objek dalam kelompok yang lain. Lebih besar kemiripannya (homogenitas) dalam kelompok dan lebih besar perbedaannya di antara kelompok lainnya [1]. Potensi *clustering* adalah dapat digunakan untuk mengetahui struktur dalam data yang dapat dipakai lebih lanjut dalam berbagai aplikasi secara luas seperti klasifikasi, pengolahan gambar, dan pengenalan pola [5].

Ada beberapa metode yang digunakan dalam analisis *Cluster*, salah satunya metode K-Means. K-Means *clustering* merupakan salah satu metode *clustering data mining* menggunakan konsep *descriptive* model. Metode K-means dapat digunakan untuk menjelaskan algoritma dalam penentuan suatu objek kedalam klaster tertentu berdasarkan rata-ran terdekat [6]. *Cluster Analysis* merupakan salah satu metode objek *mining* yang bersifat tanpa latihan (*unsupervised analysis*), sedangkan K-Means *Cluster Analysis* merupakan salah satu metode *cluster analysis non* hirarki yang berusaha untuk mempartisi objek yang ada ke dalam satu atau lebih *cluster* atau kelompok objek berdasarkan karakteristiknya, sehingga objek yang mempunyai karakteristik yang sama dikelompokkan dalam satu *cluster* yang sama dan objek yang mempunyai karakteristik yang berbeda dikelompokkan ke dalam *cluster* yang lain [7].

Metode ini telah banyak digunakan dalam berbagai penelitian, seperti yang pernah dilakukan oleh [8], Kesulitan dalam menentukan wilayah mana yang mengalami tingkat kemiskinan yang paling tinggi dan normal serta wilayah dengan tingkat kemiskinan rendah menjadi sebuah alasan untuk melakukan pengclusteran ini. Metode *cluster* yang digunakan adalah *clustering k-means* sebagai salah satu permodelan deskriptif. Hasil *cluster* yang diperoleh dimana *record 3* dan *record 9* berada pada *cluster 2*. *Record 1,2,4,5,6,7,8,10,11,12* berada pada *cluster 3*. Tidak ada kota atau kabupaten yang berada pada *cluster 1*. Metode ini memberikan pengetahuan pengclusteran wilayah yang tersebar

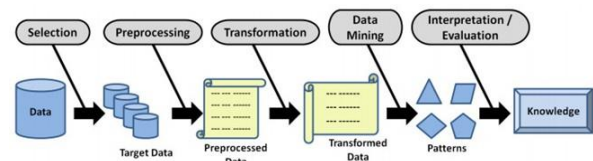
di Propinsi Riau, sehingga gambaran yang diperoleh dapat menjadi acuan bagi Pemerintah dalam pelaksanaan dan pengaturan sebuah kebijakan. Kemudian penelitian lain oleh [9], Hasil pengelompokan metode K-Means: klaster 1 beranggotakan 13 kabupaten/kota, klaster 2 beranggotakan 17 kabupaten, klaster 3 beranggotakan 1 kota dan klaster 4 beranggotakan 4 kabupaten. Setelah dilakukan perbandingan antara metode K-Means dan metode Fuzzy C-means dengan menggunakan rasio simpangan baku dalam kelompok dengan antar kelompok diperoleh bahwa K-Means merupakan metode terbaik. Penelitian selanjutnya dilakukan oleh [6], Dengan menggunakan K-Means yang merupakan salah satu metode pengklasteran yang paling banyak digunakan sebagai alternatif metoda klaster, Hal ini dikarenakan memiliki ketepatan yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan metode Hirarki. Metoda K -Means dapat digunakan untuk menjelaskan algoritma dalam penentuan suatu objek ke dalam klaster tertentu berdasarkan rata-ran terdekat dan mudah diimplementasikan dan berdasarkan hasil, kluster pertama terdiri 8 Kab/kota, dan kluster kedua terdiri dari 19 Kab/kota dengan nilai CCR sebesar 96.3 % dan APER sebesar 3,7 % ini menunjukkan bahwa klasifikasi yang terbentuk memiliki tingkat ketepatan yang sangat tinggi juga merupakan pengklasteran secara *partitioning* yang memisahkan ke dalam kelompok yang berbeda. Berikutnya penelitian yang dilakukan [10], Pengolahan data dengan menggunakan metode *clustering* dengan *algoritma* K-Means yakni usia, jenis kendaraan dan jenis pelanggaran. Data kemudian ditransformasi untuk menentukan jarak pengelompokan kemudian diproses dengan *tools Matlab* dan menghasilkan pusat/*cluster* antar *variable*. Dengan pengelompokan objek diperoleh hasil yakni usia diantara 17 sampai dengan 37 tahun, yang melakukan pelanggaran dengan tidak menggunakan *sefty belt* dan melanggar rambu lalu lintas lebih banyak menggunakan sepeda motor dan mobil.

II. METODE PENELITIAN

Metode yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan metode K-Means *Clustering*. Objek pada penelitian ini menggunakan data yang dipublikasi oleh BPS (Badan Pusat Statistik) tentang Data dan Informasi Kemiskinan Kabupaten/Kota tahun 2018. Data dikelompokkan dengan *clustering* dengan metode K-Means. Setelah *cluster* terbentuk, dilakukan analisa terhadap hasil *clustering* dengan mengambil nilai rata-rata indikator kemiskinan terendah dan tertinggi dari setiap *cluster*.

A. Knowledge Discovery In Database (KDD)

KDD adalah salah satu metode yang dapat digunakan untuk memperoleh pengetahuan yang berasal dari *database* yang tersedia. Untuk lebih jelasnya, berikut gambaran dari metode KDD [11].



Gambar 1. Metode Knowledge Discovery In Database

1. Selection

Digunakan untuk menentukan variabel yang akan diambil agar tidak ada kesamaan dan terjadi perulangan yang tidak diperlukan dalam pengolahan data.

2. Preprocessing

Dalam tahapan ini terdapat 2 tahapan yaitu:

a. Data Cleaning

Mengilangkan data yang tidak diperlukan seperti menghilangkan *missing value*, *noise* data dan menangani data yang tidak konsisten dan relevan.

b. Data Integration

Dilakukan terhadap atribut-atribut yang mengidentifikasi entitas yang unik.

3. Transformation

Merubah data sesuai dengan pengolahan *data mining* karena beberapa metode pada *data mining* memerlukan format khusus sebelum dapat diproses.

4. Data mining

Proses utama pada metode yang digunakan untuk mendapatkan pengetahuan baru dari data yang telah diproses. Pada penelitian ini teknik *clustering* yang digunakan yaitu metode K-Means.

5. Evaluation/Interpretation

Mengidentifikasi pola – pola yang menarik ke dalam *knowledge base* yang diidentifikasi. Pada tahap ini, menghasilkan pola – pola khas maupun model prediksi yang di evaluasi untuk menilai kajian yang ada telah memenuhi target yang diharapkan.

6. Knowledge

Pola-pola yang dihasilkan akan dipresentasikan kepada pengguna. Pada tahapan ini pengetahuan baru yang dihasilkan dapat dipahami oleh semua orang yang akan dijadikan acuan pengambilan keputusan.

B. Proses Algoritma K-Means

Dasar Algoritma K-Means adalah sebagai berikut [3]:

1. Tentukan nilai k sebagai jumlah klaster yang ingin dibentuk.
2. Bangkitkan k *centroid* (titik pusat klaster) awal secara random/acak, kemudian untuk menghitung *centroid cluster* k-I berikutnya, digunakan rumus sebagai berikut :

$$v = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{n}}$$

Dimana : [3]

i : 1,2,3,...n

v : *centroid* pada cluster

x_i : objek ke-i

n : banyaknya objek/jumlah objek yang menjadi anggota cluster.

3. Hitung jarak setiap data ke masing-masing *centroid* menggunakan rumus [3]:

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

Ket :

dij : Jarak objek antara objek x dan y

n : Jumlah Atribut

X_i : Objek Data

Y_i : Data Cluster

4. Kelompokkan setiap data berdasarkan jarak terdekat antara data dengan *centroid*-nya (C) [3].

5. Melakukan pengulangan/iterasi dan menentukan posisi *centroid* baru dengan menggunakan persamaan.

Kembali ke langkah 3 jika posisi *centroid* baru dengan *centroid* lama tidak sama.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data penelitian yang digunakan didapat dari situs resmi Badan Pusat Statistik yaitu <https://www.bps.go.id/publication.html>. Data yang dipilih adalah data yang diterbitkan pada tahun 2018 tentang kemiskinan. Data yang diolah dalam *clustering* adalah data kemiskinan Kabupaten/Kota di Jawa Barat yang merupakan bagian dari publikasi Data dan Informasi Kemiskinan Kabupaten/Kota tahun 2018.

Variabel-variabel yang digunakan pada penelitian berdasar dari 13 indikator kemiskinan yang berada pada sektor ekonomi, sumber daya manusia, pendidikan, dan kesehatan yang terdapat pada kabupaten/ kota. Adapun indikator tersebut berupa (dalam satuan %) : Presentase Penduduk Miskin, Presentase penduduk miskin usia 15 keatas tamat pendidikan SLTA +, Presentase penduduk miskin usia 15 keatas tamat pendidikan SD/SLTP, Presentase penduduk miskin usia 15-55th, Angka Partisipasi Sekolah Penduduk Miskin usia 13-15th, Penduduk Miskin Usia 15 Tahun ke Atas Tidak Bekerja (termasuk pengangguran dan bukan angkatan kerja), Penduduk Miskin Usia 15 Tahun ke Atas Bekerja di Sektor Informal, Penduduk Miskin Usia 15 Tahun ke Atas Bekerja di Sektor Formal, Persentase Pengeluaran Perkapita untuk Makanan Menurut Kabupaten/Kota dan Status Miskin, Persentase Rumah Tangga Miskin yang Menggunakan Air Layak, Persentase Rumah Tangga Miskin yang Menggunakan Jamban Sendiri/Bersama, Persentase Rumah Tangga Miskin yang Menerima Beras Miskin (Raskin)/Beras Sejahtera (Rastra).

3.1. Data Cleaning

Pada tahapan ini, dilakukan pemberian nilai “0” (nol) pada data yang memiliki nilai *value* “null”. Hal ini bertujuan untuk memudahkan proses penghitungan *clustering*.

3.2. Transformation

Pada tahapan ini dilakukan perubahan nilai x1 sampai x13 pada label atribut/variabel. Seperti terlihat berikut :

X1 : Presentase Penduduk Miskin

X2 : Presentase penduduk miskin usia 15 keatas tamat pendidikan SLTA +

X3 : Presentase penduduk miskin usia 15 keatas tamat pendidikan SD/SLTP

X4 : Presentase penduduk miskin usia 15 keatas tamat pendidikan < SD

X5 : Angka Melek Huruf usia 15-55 th

X6 : Angka Partisipasi Sekolah Penduduk Miskin usia 13-15 th

X7 : Penduduk Miskin Usia 15 Tahun ke Atas Tidak Bekerja *)

X8: Penduduk Miskin Usia 15 Tahun ke Atas Bekerja di Sektor Informal

X9 : Penduduk Miskin Usia 15 Tahun ke Atas Bekerja di Sektor Formal

X10 : Persentase Pengeluaran Perkapita untuk Makanan Menurut Kabupaten/Kota dan Status Miskin

X11 : Persentase Rumah Tangga Miskin yang Menggunakan Air Layak

X12 : Persentase Rumah Tangga Miskin yang Menggunakan Jamban Sendiri/Bersama

X13 : Persentase Rumah Tangga Miskin yang Menerima Beras Miskin (Raskin)/Beras Sejahtera (Rastra)

Hasil dari tahapan ini dapat dilihat pada tabel 1 berikut:

Tabel 1. Tabel Transformation

Kota/Kabupaten	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13
Bogor	7,14	9,55	65,25	25,20	99,29	74,58	48,34	31,34	20,33	74,51	38,17	51,15	70,36
Sukabumi	6,76	4,56	69,66	25,78	100,00	83,70	50,86	37,77	11,36	74,87	44,05	58,00	68,46
Cianjur	9,81	4,66	62,00	33,34	100,00	62,98	46,99	38,97	14,04	70,86	36,60	68,23	78,76
Bandung	6,65	15,35	76,87	7,77	99,51	85,21	48,27	29,64	22,09	70,98	66,61	80,00	74,01
Garut	9,27	10,28	68,08	21,64	99,49	81,39	41,69	45,51	12,80	76,98	55,88	73,16	83,41
Tasikmalaya	9,85	6,70	77,29	16,01	98,92	83,12	44,19	45,23	10,58	71,78	42,80	56,54	70,15
Ciamis	7,22	11,74	62,37	25,89	100,00	100,00	48,79	30,74	20,46	71,08	56,18	64,10	73,53
Kuningan	12,22	7,89	69,23	22,87	99,45	80,89	45,27	40,64	14,09	75,34	80,09	92,68	76,08
Cirebon	10,70	16,09	51,07	32,84	99,43	100,00	52,24	29,17	18,59	72,15	67,26	73,15	93,48
Majalengka	10,79	10,40	58,31	31,29	98,31	88,40	40,13	45,38	14,49	72,12	65,58	78,23	78,11
Sumedang	9,76	11,44	77,67	10,89	100,00	90,69	44,52	35,89	19,58	64,45	73,16	79,71	79,28
Indramayu	11,89	11,64	45,82	42,54	98,08	94,61	52,48	34,45	13,07	70,54	82,14	90,47	53,95
Subang	8,67	9,33	67,08	23,59	100,00	87,26	55,48	26,98	17,55	72,80	48,65	77,68	68,47
Purwakarta	7,99	4,04	59,56	36,40	99,30	91,93	50,25	36,38	13,36	67,60	44,69	64,38	62,62
Karawang	8,06	7,61	49,11	43,27	98,00	92,52	52,09	33,32	14,59	73,23	75,15	62,96	88,35
Bekasi	4,37	14,90	61,37	23,74	99,71	100,00	64,07	17,08	18,85	67,53	86,69	80,34	60,94
Bandung Barat	10,06	10,68	71,45	17,87	100,00	91,88	51,91	28,05	20,04	67,94	67,94	83,21	63,42
Pangandaran	8,12	7,87	76,62	15,50	100,00	61,14	36,82	40,77	22,40	72,64	71,28	54,99	63,84
Kota Bogor	5,93	35,38	45,71	18,90	98,34	100,00	45,81	17,51	36,69	69,29	68,88	83,72	4,76
Kota Sukabumi	7,12	19,25	77,11	3,64	100,00	100,00	61,83	20,19	17,98	75,83	58,01	89,99	4,71
Kota Bandung	3,57	17,95	61,62	20,43	98,02	80,75	54,90	15,93	29,17	61,89	77,50	90,74	0,00
Kota Cirebon	8,88	32,91	50,60	16,49	100,00	77,03	47,83	22,01	30,16	69,43	88,74	100,00	0,00
Kota Bekasi	4,11	31,43	53,56	15,01	100,00	100,00	42,32	20,46	37,22	62,08	61,19	96,67	4,05
Kota Depok	2,14	43,60	52,13	4,27	100,00	100,00	59,62	17,51	22,86	54,55	77,07	100,00	5,39
Kota Cimahi	4,94	22,08	70,66	7,26	100,00	100,00	49,23	26,43	24,34	71,93	63,96	84,32	0,00
Kota Tasikmalaya	12,71	14,80	76,11	9,09	100,00	82,15	36,82	32,81	30,37	73,56	70,39	78,03	0,00
Kota Banjar	5,70	26,61	53,32	20,07	100,00	100,00	46,12	28,48	25,40	78,36	87,46	56,54	12,64

cluster

3.3. Proses Training

1. Iterasi 1

Tentukan K jumlah pusat *cluster* secara acak. Pada percobaan pertama ini ditentukan 5 data secara acak sebagai titik pusat awal untuk perhitungan jarak dari seluruh kelompok

yang akan dibentuk.

Jumlah *cluster* = 5 (diambil secara acak)

Jumlah data = 27

Jumlah atribut = 13

Data acak tersebut dapat dilihat pada tabel berikut ini:

Tabel 2. Tabel Centroid Cluster Iterasi 1

Kota/Kabupaten	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13	Cluster
Sukabumi	6,76	4,56	69,66	25,78	100	83,7	50,86	37,77	11,36	74,87	44,05	58	68,46	C1
Kota Bekasi	4,11	31,43	53,56	15,01	100	100	42,32	20,46	37,22	62,08	61,19	96,67	4,05	C2
Kota Banjar	5,7	26,61	53,32	20,07	100	100	46,12	28,48	25,4	78,36	87,46	56,54	12,64	C3
Majalengka	10,79	10,4	58,31	31,29	98,31	88,4	40,13	45,38	14,49	72,12	65,58	78,23	78,11	C4
Kuningan	12,22	7,89	69,23	22,87	99,45	80,89	45,27	40,64	14,09	75,34	80,09	92,68	76,08	C5

Dari Tabel 2 dapat dilihat bahwa masing-masing pusat *cluster* memiliki jarak antar pusat *cluster* yang terlihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Tabel Jarak Antar Pusat Cluster Iterasi 1

C1	C2	92,26375
C1	C3	79,83183
C1	C4	37,29338
C1	C5	51,61937
C2	C3	53,93747
C2	C4	89,43907
C2	C5	89,33609
C3	C4	79,32114
C3	C5	81,79295
C4	C5	27,18578
	BCV	682,0208

1. Hitung jarak tiap data dengan masing-masing *cluster* pusat dengan menggunakan persamaan (3) yaitu persamaan *Euclidean Distance*.

Tabel 4. Tabel Perhitungan *Euclidean Distance* Iterasi 1

Kota/Kabupaten	C1	C2	C3	C4	C5
Bogor	18,49	94,702	83,38	46,26	61,155
Sukabumi	0	92,264	79,83	37,29	51,619
Cianjur	29,33	102,47	97,53	41,6	54,967
Bandung	41,5	81,91	76,65	36,67	30,847
Garut	28,43	96,956	87,17	20,45	32,852
Tasikmalaya	16,92	96,09	84,5	41,49	53,883
Ciamis	27,05	83,763	71,92	28,86	45,007
Kuningan	51,62	89,336	81,79	27,19	0
Cirebon	48,37	99,064	87,44	30,23	43,855
Majalengka	37,29	89,439	79,32	0	27,186
Sumedang	45,24	88,129	80,48	32,5	26,983
Indramayu	61,64	72,276	63,5	40,1	41,862
Subang	25,29	79,456	76,97	33,31	40,514
Purwakarta	20,47	83,581	74,93	34,1	52,629
Karawang	47,36	103,91	84,32	31,3	46,247
Bekasi	59,48	73,591	61,07	49,23	44,224
Bandung Barat	40,39	71,349	67,19	33,19	29,22
Pangandaran	42,2	93,814	74,81	47,07	48,082
Kota Bogor	91,02	19,973	40,19	88,46	90,032
Kota Sukabumi	82,36	42,853	57,6	89,79	85,139
Kota Bandung	90,29	34,814	49,72	90,01	84,571
Kota Cirebon	101,9	38,557	52,87	94,29	87,198
Kota Bekasi	92,26	0	53,94	89,44	89,336
Kota Depok	102,2	33,247	58,97	97,53	93,223
Kota Cimahi	83,69	31,04	45,01	87,85	85,546
Kota Tasikmalaya	82,64	44,974	47,04	86,15	82,37

Kota Banjar	79,83	53,937	0	79,32	81,793
-------------	-------	--------	---	-------	--------

Anggota dipilih dari yang terkecil diantara 5 *cluster* jika terkecil pada bagian C1 maka termasuk sebagai anggota C1 yaitu sebanyak 8 data, jika terkecil pada bagian C2 maka termasuk sebagai anggota C2 yaitu sebanyak 8 data, jika terkecil pada bagian C3 maka termasuk sebagai anggota C3 yaitu sebanyak 1 data, jika terkecil pada bagian C4 maka termasuk sebagai anggota C4 yaitu sebanyak 4 data, dan jika terkecil pada bagian C5 maka termasuk sebagai anggota C5 yaitu sebanyak 6 data. Berikut adalah rasio pada iterasi ke 1 yang ditampilkan pada tabel 5.

Tabel 5. Tabel Perhitungan Rasio Iterasi 1

Iterasi	Rasio
1	0,0303
0	0,0000

Karena rasio sebelumnya belum ada maka iterasi dilanjutkan.

3. Lakukan iterasi ke 2

Tentukan posisi *centroid* baru dengan cara menghitung rata-rata dari data-data yang ada pada *centroid* yang sama atau anggota yang sama. Hasil perhitungan tersebut dapat dilihat pada tabel 6 sebagai berikut:

Tabel 6. Tabel *Centroid Cluster* Iterasi 2

Kota/Ka bupaten	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13
C1	8,195	7,30625	67,4787 5	25,2137 5	99,6887 5	80,5887 5	47,715	36,0225	16,26	72,0175	47,8025	61,88375	69,52375
C2	6,175	27,175	60,9375	11,8862 5	99,545	92,4912 5	49,795	21,60625	28,5987 5	67,32	70,7175	90,43375	2,36375
C3	5,70	26,61	53,32	20,07	100,00	100,00	46,12	28,48	25,40	78,36	87,46	56,54	12,64
C4	10,00	9,98	55,33	34,69	98,47	89,23	46,60	39,67	13,74	73,22	69,69	76,21	75,96
C5	8,96	12,725	67,9433 3	19,33	99,6833 3	91,445	51,04666 667	30,07833	18,8733 3	69,7316 7	73,625	81,515	74,535

Kemudian hitung jarak tiap data dengan masing-masing *cluster* pusat. Perhitungannya sama dengan tahap perhitungan pada iterasi 1. Hasil dari perhitungan tersebut ditunjukkan pada tabel 7 berikut ini:

Tabel 7. Tabel Perhitungan *Euclidean Distance* Iterasi 2

Kota/Kabupaten	C1	C2	C3	C4	C5
Bogor	17,35427	90,94656	83,38003	46,71114	50,69596
Sukabumi	9,992208	87,2169	79,83183	37,8485	42,22242
Cianjur	26,12258	99,39771	97,52926	44,02959	52,84952
Bandung	35,48399	76,45527	76,65068	38,09731	18,33138
Garut	23,91553	92,90553	87,16968	26,91922	31,48227
Tasikmalaya	19,3538	90,89865	84,49798	45,51351	46,34744
Ciamis	23,72304	81,41455	71,91679	26,92891	27,74649
Kuningan	45,84945	83,16861	81,79295	28,2774	22,97275
Cirebon	44,04547	97,65101	87,44163	25,79292	32,13113
Majalengka	31,7082	86,59037	79,32114	11,12619	26,8753
Sumedang	39,56233	83,08648	80,48317	35,16963	17,30782
Indramayu	57,24714	68,29437	63,49521	33,16229	41,01748
Subang	21,15202	75,89414	76,96723	32,01374	27,63656
Purwakarta	20,62482	81,11431	74,93207	32,65785	42,26717
Karawang	44,07869	100,2761	84,31773	23,72543	39,22283
Bekasi	55,39209	66,7725	61,06984	41,65575	29,35907
Bandung Barat	34,95437	65,88984	67,18771	31,50248	13,72137
Pangandaran	36,97218	85,18689	74,80512	48,91117	46,83788
Kota Bogor	87,01848	23,7168	40,18994	85,31647	80,56594
Kota Sukabumi	81,49393	30,80657	57,60356	87,68728	76,76383
Kota Bandung	86,41437	21,10228	49,7163	86,37106	79,07475
Kota Cirebon	96,89338	28,98875	52,86781	91,2533	85,16302
Kota Bekasi	88,08449	20,84763	53,93747	87,90474	81,16948
Kota Depok	98,28889	30,47247	58,97147	94,5402	84,63077

Kota/Kabupaten	C1	C2	C3	C4	C5
Kota Cimahi	81,82797	18,75121	45,01068	86,26377	77,70524
Kota Tasikmalaya	79,67742	32,19497	47,044	85,80357	78,81106
Kota Banjar	77,47849	43,70011	0	75,03407	72,67131

Anggota dipilih dari yang terkecil diantara 5 *cluster* jika terkecil pada bagian C1 maka termasuk sebagai anggota C1 yaitu sebanyak 9 data, jika terkecil pada bagian C2 maka termasuk sebagai anggota C2 yaitu sebanyak 8 data, jika terkecil pada bagian C3 maka termasuk sebagai anggota C3 yaitu sebanyak 1 data, jika terkecil pada bagian C4 maka termasuk sebagai anggota C4 yaitu sebanyak 4 data, dan jika terkecil pada bagian C5 maka termasuk sebagai anggota C5 yaitu sebanyak 5 data. Rasio pada iterasi ke 2 yang ditampilkan pada tabel 8 berikut:

Tabel 8. Tabel Perhitungan Rasio Iterasi 2

Iterasi	Ratio
1	0,0303
2	0,0403

Karena hasil rasio iterasi ke-2 tidak sama dengan iterasi ke-1, maka perlu dilakukan kembali perhitungan ke iterasi ke-3 dan seterusnya sampai mendapatkan hasil yang sama.

2. Lakukan iterasi ke 3

Tentukan posisi *centroid* baru dengan cara menghitung rata-rata dari data-data yang ada pada *centroid* yang sama atau anggota yang sama. Hasil perhitungan tersebut dapat dilihat pada tabel 9 sebagai berikut:

Tabel 9. Tabel Centroid Cluster Iterasi 3

Kota/Kabupaten	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13
C1	8,31	7,64	67,55	24,82	99,67	80,68	47,05	37,08	15,88	72,57	48,70	63,14	71,07
C2	6,18	27,18	60,94	11,89	99,55	92,49	49,80	21,61	28,60	67,32	70,72	90,43	2,36
C3	5,7	26,61	53,32	20,07	100	100	46,12	28,48	25,4	78,36	87,46	56,54	12,64
C4	10,36	11,435	51,0775	37,485	98,455	93,8825	49,235	35,58	15,185	72,01	72,5325	76,2025	78,4725
C5	8,612	12,052	71,318	16,628	99,734	89,734	50,808	30,26	18,93	69,248	74,898	83,188	70,746

Kemudian hitung jarak tiap data dengan masing-masing *cluster* pusat. Perhitungannya sama dengan tahap perhitungan pada iterasi 2. Hasil dari perhitungan tersebut ditunjukkan pada tabel 10 di bawah ini:

Tabel 10. Tabel Perhitungan Euclidean Distance Iterasi 3

Kota/Kabupaten	C1	C2	C3	C4	C5
Bogor	19,00097	90,94656	83,38003	51,62081	52,54524
Sukabumi	11,04738	87,2169	79,83183	43,83712	43,80779
Cianjur	25,86961	99,39771	97,52926	50,13971	54,86069
Bandung	34,23618	76,45527	76,65068	42,52078	15,93271
Garut	21,25825	92,90553	87,16968	34,59288	33,83109
Tasikmalaya	19,09794	90,89865	84,49798	52,59973	46,85527
Ciamis	23,42669	81,41455	71,91679	28,3257	31,71457
Kuningan	43,95484	83,16861	81,79295	33,41996	22,28043
Cirebon	42,78447	97,65101	87,44163	20,1447	38,55736
Majalengka	29,72676	86,59037	79,32114	18,81589	30,52366
Sumedang	37,96339	83,08648	80,48317	39,23697	16,08027
Indramayu	56,73004	68,29437	63,49521	31,17542	42,46111
Subang	21,03201	75,89414	76,96723	35,9787	29,18248
Purwakarta	21,64428	81,11431	74,93207	36,45115	44,75014
Karawang	43,16796	100,2761	84,31773	18,82027	44,70606
Bekasi	55,19639	66,7725	61,06984	38,76233	29,61269
Bandung Barat	34,30614	65,88984	67,18771	34,75069	11,0155
Pangandaran	36,6101	85,18689	74,80512	55,92061	45,28116
Kota Bogor	87,85293	23,7168	40,18994	85,53445	78,82428
Kota Sukabumi	82,33756	30,80657	57,60356	90,52266	72,94569
Kota Bandung	87,33531	21,10228	49,7163	88,16675	75,51328
Kota Cirebon	97,27826	28,98875	52,86781	92,70783	81,90337
Kota Bekasi	88,79634	20,84763	53,93747	89,08883	78,68431
Kota Depok	98,77434	30,47247	58,97147	94,72277	81,81676

Kota/Kabupaten	C1	C2	C3	C4	C5
Kota Cimahi	82,66585	18,75121	45,01068	89,13128	74,07588
Kota Tasikmalaya	80,43735	32,19497	47,044	90,2798	74,60077
Kota Banjar	78,2542	43,70011	0	75,8173	71,10495

Anggota dipilih dari yang terkecil diantara 5 *cluster* jika terkecil pada bagian C1 maka termasuk sebagai anggota C1 yaitu sebanyak 9 data, jika terkecil pada bagian C2 maka termasuk sebagai anggota C2 yaitu sebanyak 8 data, jika terkecil pada bagian C3 maka termasuk sebagai anggota C3 yaitu sebanyak 1 data, jika terkecil pada bagian C4 maka termasuk sebagai anggota C4 yaitu sebanyak 4 data, dan jika terkecil pada bagian C5 maka termasuk sebagai anggota C5 yaitu sebanyak 5 data. Rasio pada iterasi ke 3 yang ditampilkan pada tabel 11 berikut ini:

Tabel 11. Tabel Perhitungan Ratio Iterasi 3

Iterasi	Ratio
2	0,0403
3	0,0429

Karena hasil iterasi ke-3 tidak sama dengan iterasi ke-2, maka perlu dilakukan kembali perhitungan ke iterasi ke-4 dan seterusnya sampai mendapatkan hasil yang sama.

3. Lakukan iterasi ke 4

Tentukan posisi *centroid* baru dengan cara menghitung rata-rata dari data-data yang ada pada *centroid* yang sama atau anggota yang sama. Hasil perhitungan tersebut dapat dilihat pada tabel 12 sebagai berikut:

Tabel 12. Tabel *Centroid Cluster* Iterasi 4

Kota/Kabupaten	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13
C1	8,31	7,64	67,55	24,82	99,67	80,68	47,05	37,08	15,88	72,57	48,70	63,14	71,07
C2	6,18	27,18	60,94	11,89	99,55	92,49	49,80	21,61	28,60	67,32	70,72	90,43	2,36
C3	5,70	26,61	53,32	20,07	100,00	100,00	46,12	28,48	25,40	78,36	87,46	56,54	12,64
C4	10,36	11,44	51,08	37,49	98,46	93,88	49,24	35,58	15,19	72,01	72,53	76,20	78,47
C5	8,61	12,05	71,32	16,63	99,73	89,73	50,81	30,26	18,93	69,25	74,90	83,19	70,75

Kemudian hitung jarak tiap data dengan masing-masing *cluster* pusat. Perhitungannya sama dengan tahap perhitungan pada iterasi 3. Hasil dari perhitungan tersebut ditunjukkan pada tabel 13.

Tabel 13. Tabel Perhitungan Euclidean Distance Iterasi 4

Kota/Kabupaten	C1	C2	C3	C4	C5
Bogor	19,00097	90,94656	83,38003	51,62081	52,545237
Sukabumi	11,04738	87,2169	79,83183	43,83712	43,807794
Cianjur	25,86961	99,39771	97,52926	50,13971	54,860686
Bandung	34,23618	76,45527	76,65068	42,52078	15,932706
Garut	21,25825	92,90553	87,16968	34,59288	33,831092
Tasikmalaya	19,09794	90,89865	84,49798	52,59973	46,855266
Ciamis	23,42669	81,41455	71,91679	28,3257	31,714565
Kuningan	43,95484	83,16861	81,79295	33,41996	22,280431
Cirebon	42,78447	97,65101	87,44163	20,1447	38,55736
Majalengka	29,72676	86,59037	79,32114	18,81589	30,523661
Sumedang	37,96339	83,08648	80,48317	39,23697	16,080271
Indramayu	56,73004	68,29437	63,49521	31,17542	42,461113
Subang	21,03201	75,89414	76,96723	35,9787	29,182478
Purwakarta	21,64428	81,11431	74,93207	36,45115	44,750139
Karawang	43,16796	100,2761	84,31773	18,82027	44,706056
Bekasi	55,19639	66,7725	61,06984	38,76233	29,612687
Bandung Barat	34,30614	65,88984	67,18771	34,75069	11,015495
Pangandaran	36,6101	85,18689	74,80512	55,92061	45,281157
Kota Bogor	87,85293	23,7168	40,18994	85,53445	78,824284
Kota Sukabumi	82,33756	30,80657	57,60356	90,52266	72,945691
Kota Bandung	87,33531	21,10228	49,7163	88,16675	75,513279
Kota Cirebon	97,27826	28,98875	52,86781	92,70783	81,903375

Kota/Kabupaten	C1	C2	C3	C4	C5
Kota Bekasi	88,79634	20,84763	53,93747	89,08883	78,684315
Kota Depok	98,77434	30,47247	58,97147	94,72277	81,816757
Kota Cimahi	82,66585	18,75121	45,01068	89,13128	74,075882
Kota Tasikmalaya	80,43735	32,19497	47,044	90,2798	74,600769
Kota Banjar	78,2542	43,70011	0	75,8173	71,104952

Anggota dipilih dari yang terkecil diantara 5 *cluster* jika terkecil pada bagian C1 maka termasuk sebagai anggota C1 yaitu sebanyak 9 data, jika terkecil pada bagian C2 maka termasuk sebagai anggota C2 yaitu sebanyak 8 data, jika terkecil pada bagian C3 maka termasuk sebagai anggota C3 yaitu sebanyak 1 data, jika terkecil pada bagian C4 maka termasuk sebagai anggota C4 yaitu sebanyak 4 data, dan jika terkecil pada bagian C5 maka termasuk sebagai anggota C5 yaitu sebanyak 5 data. Rasio pada iterasi ke 4 yang ditampilkan pada tabel 14 berikut ini:

Tabel 14. Tabel Perhitungan Rasio Iterasi 4

Iterasi	Rasio
3	0,0429
4	0,0429

Iterasi ke 4 dengan iterasi ke-3 hasilnya sudah sama maka tidak perlu lagi melanjutkan ke iterasi ke-5 atau cukup berhenti di iterasi ke-4.

Clusterisasi pada data indikator kemiskinan wilayah provinsi Jawa Barat yang dihitung dengan algoritma k-means di dapatkan hasil 5 *cluster*. Di dalam 5 *cluster* tersebut beranggotakan sebagai berikut. *Cluster* 1 yang memiliki 9 anggota, *cluster* 2 yang memiliki 8 anggota, *cluster* 3 yang memiliki 1 anggota, *cluster* 4 yang memiliki 4 anggota, dan yang terakhir *cluster* 5 memiliki 5 anggota. Hasil perhitungan tersebut di dapatkan setelah dilakukan sebanyak 4 kali iterasi. Dari setiap *cluster* yang diperoleh, kemudian dilakukan penghitungan rata-rata dari setiap indikator kemiskinan. Sehingga dapat ditentukan indikator tertinggi dan terendah disetiap *cluster*. Hal tersebut akan menggambarkan karakteristik dari kelompok atau *cluster* yang telah dibentuk. Berikut data hasil *clustering* yang ditampilkan pada tabel 15.

Tabel 15. Tabel Hasil *Clustering*

Kota/Kabupaten	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13	Cluster
Bogor	7,14	9,55	65,25	25,2	99,29	74,58	48,34	31,34	20,33	74,51	38,17	51,15	70,36	C1
Sukabumi	6,76	4,56	69,66	25,78	100	83,7	50,86	37,77	11,36	74,87	44,05	58	68,46	C1
Cianjur	9,81	4,66	62	33,34	100	62,98	46,99	38,97	14,04	70,86	36,6	68,23	78,76	C1
Garut	9,27	10,28	68,08	21,64	99,49	81,39	41,69	45,51	12,8	76,98	55,88	73,16	83,41	C1
Tasikmalaya	9,85	6,7	77,29	16,01	98,92	83,12	44,19	45,23	10,58	71,78	42,8	56,54	70,15	C1
Ciamis	7,22	11,74	62,37	25,89	100	100	48,79	30,74	20,46	71,08	56,18	64,1	73,53	C1
Subang	8,67	9,33	67,08	23,59	100	87,26	55,48	26,98	17,55	72,8	48,65	77,68	68,47	C1
Purwakarta	7,99	4,04	59,56	36,4	99,3	91,93	50,25	36,38	13,36	67,6	44,69	64,38	62,62	C1
Pangandaran	8,12	7,87	76,62	15,5	100	61,14	36,82	40,77	22,4	72,64	71,28	54,99	63,84	C1
Rata-Rata	8,31	7,64	67,55	24,82	99,67	80,68	47,05	37,08	15,88	72,57	48,70	63,14	71,07	
Kota Bogor	5,93	35,38	45,71	18,9	98,34	100	45,81	17,51	36,69	69,29	68,88	83,72	4,76	C2
Kota Sukabumi	7,12	19,25	77,11	3,64	100	100	61,83	20,19	17,98	75,83	58,01	89,99	4,71	C2
Kota Bandung	3,57	17,95	61,62	20,43	98,02	80,75	54,9	15,93	29,17	61,89	77,5	90,74	0	C2
Kota Cirebon	8,88	32,91	50,6	16,49	100	77,03	47,83	22,01	30,16	69,43	88,74	100	0	C2
Kota Bekasi	4,11	31,43	53,56	15,01	100	100	42,32	20,46	37,22	62,08	61,19	96,67	4,05	C2
Kota Depok	2,14	43,6	52,13	4,27	100	100	59,62	17,51	22,86	54,55	77,07	100	5,39	C2
Kota Cimahi	4,94	22,08	70,66	7,26	100	100	49,23	26,43	24,34	71,93	63,96	84,32	0	C2
Kota Tasikmalay	12,71	14,8	76,11	9,09	100	82,15	36,82	32,81	30,37	73,56	70,39	78,03	0	C2

Kota/ Kabupaten	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13	Cluster
A														
Rata-Rata	6,18	27,18	60,94	11,89	99,55	92,49	49,80	21,61	28,60	67,32	70,72	90,43	2,36	
Kota Banjar	5,7	26,61	53,32	20,07	100	100	46,12	28,48	25,4	78,36	87,46	56,54	12,64	C3
Rata-Rata	5,7	26,61	53,32	20,07	100	100	46,12	28,48	25,4	78,36	87,46	56,54	12,64	
Cirebon	10,7	16,09	51,07	32,84	99,43	100	52,24	29,17	18,59	72,15	67,26	73,15	93,48	C4
Majalengka	10,79	10,4	58,31	31,29	98,31	88,4	40,13	45,38	14,49	72,12	65,58	78,23	78,11	C4
Indramayu	11,89	11,64	45,82	42,54	98,08	94,61	52,48	34,45	13,07	70,54	82,14	90,47	53,95	C4
Karawang	8,06	7,61	49,11	43,27	98	92,52	52,09	33,32	14,59	73,23	75,15	62,96	88,35	C4
Rata-Rata	10,36	11,435	51,0775	37,485	98,455	93,8825	49,235	35,58	15,185	72,01	72,5325	76,2025	78,4725	
Bandung	6,65	15,35	76,87	7,77	99,51	85,21	48,27	29,64	22,09	70,98	66,61	80	74,01	C5
Kuningan	12,22	7,89	69,23	22,87	99,45	80,89	45,27	40,64	14,09	75,34	80,09	92,68	76,08	C5
Sumedang	9,76	11,44	77,67	10,89	100	90,69	44,52	35,89	19,58	64,45	73,16	79,71	79,28	C5
Bekasi	4,37	14,9	61,37	23,74	99,71	100	64,07	17,08	18,85	67,53	86,69	80,34	60,94	C5
Bandung Barat	10,06	10,68	71,45	17,87	100	91,88	51,91	28,05	20,04	67,94	67,94	83,21	63,42	C5
Rata-Rata	8,61	12,05	71,32	16,63	99,73	89,73	50,81	30,26	18,93	69,25	74,90	83,19	70,75	

Tabel 16. Tabel Indikator tertinggi dan terendah

Cluster	Indikator tertinggi	Indikator terendah
c1	x8	x2,x6,x9,x11
c2	x2,x9,x12	x4,x8,x10,x13
c3	x5,x6,x10,x11	x1,x7,x12
c4	x1,x4,x13	x3,x5
c5	x3,x7	-

Adapun penjelasannya sebagai berikut:

1. Kelompok 1 terdiri dari Bogor, Sukabumi, Cianjur, Garut, Tasikmalaya, Ciamis, Subang, Purwakarta dan Pangandaran memiliki nilai Penduduk Miskin Usia 15 Tahun ke Atas Bekerja di Sektor Informal tertinggi dan nilai terendahnya di sektor Penduduk miskin usia 15 keatas tamat pendidikan SLTA +, Angka Partisipasi Sekolah Penduduk Miskin usia 13-15 th, Penduduk Miskin Usia 15 Tahun ke Atas Bekerja di Sektor Formal, dan Persentase Rumah Tangga Miskin yang Menggunakan Air Layak.
2. Kelompok 2 terdiri dari Kota Bogor, Kota Sukabumi, Kota Bandung, Kota Cirebon, Kota Bekasi, Kota Depok, Kota Cimahi, Kota Tasikmalaya memiliki nilai tertinggi di sektor penduduk miskin usia 15 keatas tamat pendidikan SD/SLTP, Penduduk Miskin Usia 15 Tahun ke Atas Bekerja di Sektor Formal, dan Persentase Rumah Tangga Miskin yang Menggunakan Jamban Sendiri/Bersama serta memiliki nilai terendahnya di sektor penduduk miskin usia 15 keatas tamat pendidikan < SD, Penduduk Miskin Usia 15 Tahun ke Atas Bekerja di Sektor Informal, Pengeluaran Perkapita untuk Makanan Menurut Kabupaten/Kota dan Status Miskin, dan Rumah Tangga Miskin yang Menerima Beras Miskin (Raskin)/Beras Sejahtera (Rastra).
3. Kelompok 3 adalah Kota Banjar yang memiliki nilai tertinggi di sektor Angka Melek Huruf usia 15-55 th, Angka Partisipasi Sekolah Penduduk Miskin usia 13-15 th,

Pengeluaran Perkapita untuk Makanan Menurut Kabupaten/Kota dan Status Miskin, dan Rumah Tangga Miskin yang Menggunakan Air Layak serta memiliki nilai terendahnya di sektor Penduduk Miskin, Penduduk Miskin Usia 15 Tahun ke Atas Tidak Bekerja, dan Rumah Tangga Miskin yang Menggunakan Jamban Sendiri/Bersama.

4. Kelompok 4 yang terdiri dari Cirebon, Majalengka, Indramayu, dan Karawang memiliki nilai tertinggi di sektor Penduduk Miskin, penduduk miskin usia 15 keatas tamat pendidikan < SD dan Rumah Tangga Miskin yang Menggunakan Jamban Sendiri/Bersama serta memiliki nilai terendahnya di sektor penduduk miskin usia 15 keatas tamat pendidikan SD/SLTP dan Angka Melek Huruf usia 15-55 th.

Kelompok 5 terdiri dari Bandung, Kuningan, Sumedang, Bekasi, dan Bandung Barat memiliki nilai tertinggi di sektor penduduk miskin usia 15 keatas tamat pendidikan SD/SLTP dan Penduduk Miskin Usia 15 Tahun ke Atas Tidak Bekerja.

KESIMPULAN

Hasil penelitian ini didapat 5 cluster dengan pemetaan karakteristik dari setiap kelompok yang terbentuk berdasarkan nilai rata-rata tertinggi dan terendah dari setiap indikator kemiskinan provinsi Jawa Barat tahun 2018. Dari lima cluster yang terbentuk diperoleh cluster ke-1 yang terdiri dari Bogor, Sukabumi, Cianjur, Garut, Tasikmalaya, Ciamis, Subang, Purwakarta, dan Pangandaran sebagai wilayah yang

diprioritaskan dalam peningkatan kesejahteraan penduduknya.

Dengan diketahuinya karakteristik di setiap wilayah, tentunya akan menjadi dasar yang kuat bagi penyelenggara pemerintahan dalam memberikan kebijakan/pendekatan yang tepat dan cepat untuk mengatasi kemiskinan yang terjadi.

Untuk penelitian berikutnya akan lebih baik apabila penelitian ini dapat menambahkan metode untuk menghitung kevalidan dari hasil analisis *cluster*.

REFERENCES

- [1] L. Ramadhani and I. Purnamasari, "Penerapan Metode Complete Linkage dan Metode Hierarchical Clustering Multiscale Bootstrap (Studi Kasus : Kemiskinan Di Kalimantan Timur Tahun 2016) Application of Complete Linkage Method and Hierarchical Clustering Multiscale Bootstrap Method," vol. 9, no. 2016, pp. 1–10, 2018.
 - [2] A. Bastian *et al.*, "No Title," no. 1, pp. 26–32.
 - [3] N. V. Waworuntu and M. F. Amin, "PENERAPAN METODE K-MEANS PEMETAAN CALON," vol. 05, no. 02, pp. 190–200, 2018.
 - [4] D. Nielza Atthina, "Klasterisasi Data Kesehatan Penduduk untuk Menentukan Rentang Derajat Kesehatan Daerah dengan Metode K-Means," *Aseminar Nas. Apl. Teknol. Infromasi*, vol. 1, no. Klustering, p. B-52-B-59, 2014.
 - [5] J. O. Ong, "Implementasi Algoritma K-means clustering untuk menentukan strategi marketing president university," *J. Ilm. Tek. Ind.*, vol. vol.12, no. no. juni, pp. 10–20, 2013.
 - [6] U. M. Surakarta, "ANALISIS K-MEANS CLUSTER UNTUK PENGELOMPOKAN KABUPATEN / KOTA DI JAWABARAT BERDASARKAN," no. Knpmp Ii, pp. 144–154, 2017.
 - [7] Ediyanto, M. N. Mara, and N. Satyahadewi, "Pengklasifikasian Karakteristik Dengan Metod K-Means Cluster Analysis," *Bul. Ilm.*, vol. 02, no. 2, pp. 133–136, 2013.
 - [8] T. Kemiskinan and D. I. Propinsi, "DESCRIPTIVE MODELING MENGGUNAKAN K-MEANS UNTUK PENGCLUSTERAN DESCRIPTIVE MODELLING MENGGUNAKAN K-MEANS UNTUK," no. January, 2017.
-