

# Penerapan Algoritma Fuzzy C-Means Untuk Pengelompokan Data Penduduk Miskin Di Indonesia Berdasarkan Kabupaten dan Kota

## *Application of Fuzzy C-Means Algorithm for Grouping of Poor Population Data in Indonesia by District and City*

Ayu Indriyanti<sup>1</sup>, Agung Nugroho<sup>2</sup>, Ikhsan Romli<sup>3</sup>

<sup>1,2</sup>Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Pelita Bangsa

<sup>3</sup>Teknik Industri, Fakultas Teknik, Universitas Pelita Bangsa

<sup>1</sup>zhayukarisma@gmail.com\*, <sup>2</sup>agung@pelitabangsa.ac.id\*, <sup>3</sup>ikhsan.romli@pelitabangsa.ac.id

### **Abstract**

Poverty is a central issue for every country in the world, especially for developing countries. In Indonesia, poverty has become a phenomenon and fact, one of the problems that has not been resolved until now by both the central government and the regional government. Difficulties in determining which regions experience the highest and normal poverty levels and areas with low poverty levels, a method is needed to help this problem. One of them is data mining using clustering techniques. Clustering is a method used to group data based on the similarity of the data. In analyzing partition-based clusters, the Fuzzy C-Means (FCM) algorithm is an algorithm that has been widely used to solve data clustering problems. The variable in this study is the number of poor people based on regencies and cities in Indonesia from 2015 to 2017. These variables are used to obtain categories from each cluster formed. From the results of the analysis carried out, it can be concluded that three regencies and cities can be grouped: cluster 1 consisting of 39 districts / cities with high poverty levels, cluster 2 consisting of 368 districts / cities with low poverty level categories, and cluster 3 having members 107 districts / cities with moderate poverty levels. And from the DBI value obtained in the FCM algorithm is equal to 0.524 which means that with this value the cluster in the algorithm that is formed can be said to be good or optimal because the DBI value is close to 0.

**Keywords:** Clustering, Poverty Data, Fuzzy C-Means, Davies-Bouldin Index

### **Abstrak**

Kemiskinan merupakan isu sentral bagi setiap negara di dunia, khususnya bagi negara berkembang. Di Indonesia sendiri kemiskinan telah menjadi sebuah fenomena dan fakta, salah satu masalah yang sejak dulu hingga sekarang masih juga belum bisa teratasi baik oleh pemerintah pusat maupun oleh pemerintah daerah. Kesulitan dalam menentukan wilayah mana yang mengalami tingkat kemiskinan yang paling tinggi dan normal serta wilayah dengan tingkat kemiskinan rendah, maka diperlukan suatu metode untuk membantu permasalahan ini. Salah satunya adalah dengan bidang ilmu data mining menggunakan teknik clustering. Clustering merupakan suatu metode yang digunakan untuk mengelompokkan data berdasarkan kemiripan datanya. Di dalam menganalisis cluster yang berbasis partisi, algoritma Fuzzy C-Means (FCM) merupakan algoritma yang sudah banyak digunakan untuk menyelesaikan masalah clustering data. Variabel pada penelitian ini adalah jumlah penduduk miskin berdasarkan kabupaten dan kota di Indonesia dari tahun 2015 sampai dengan tahun 2017. Variabel tersebut digunakan untuk mendapatkan kategori dari setiap cluster yang terbentuk. Dari hasil analisis yang dilakukan dapat diambil kesimpulan bahwa pengelompokan kabupaten dan kota di Indonesia dapat dibentuk tiga cluster: cluster 1 beranggotakan 39 kabupaten/kota dengan kategori tingkat kemiskinan tinggi, cluster 2 beranggotakan 368 kabupaten/kota dengan kategori tingkat kemiskinan rendah, dan cluster 3 beranggotakan 107 kabupaten/kota dengan kategori tingkat kemiskinan sedang. Dan dari nilai DBI yang diperoleh pada algoritma FCM ialah sebesar 0.524 yang artinya dengan nilai ini cluster pada algoritma yang terbentuk sudah dapat dikatakan baik atau optimal karena nilai DBI sudah mendekati 0.

**Kata kunci:** Clustering, Data Kemiskinan, Fuzzy C-Means, Davies-Bouldin Index.

## Pendahuluan

Kemiskinan merupakan isu sentral bagi setiap negara di dunia, khususnya bagi negara berkembang. Kemiskinan pada negara berkembang merupakan masalah yang cukup rumit meskipun beberapa negara berkembang telah berhasil melaksanakan pembangunan dalam hal produksi dan pendapatan nasional [1]. Di Indonesia sendiri kemiskinan telah menjadi sebuah fenomena dan fakta, salah satu masalah yang sejak dulu hingga sekarang masih juga belum bisa teratasi baik oleh pemerintah pusat maupun oleh pemerintah daerah.

Badan Pusat Statistik (BPS) mencatat penduduk Indonesia yang masih hidup dibawah garis kemiskinan hingga September 2017 mencapai 26,58 juta atau 10,12 persen dari total penduduk Indonesia. Secara statistik dari tahun ke tahun statistik tingkat kemiskinan terkadang mengalami peningkatan dan penurunan pada sebuah wilayah. Pemerintah tentunya dalam hal ini segera dan sedini mungkin harus mengeluarkan tindakan, program dan kebijakan untuk meminimalisir agar indeks keparahan kemiskinan serta pertumbuhan jumlah penduduk tidak mengalami kenaikan yang tinggi. Agar program berjalan dengan baik, cepat dan merata maka azas prioritas lebih ditekankan. Pemerintah mestinya mempunyai gambaran wilayah mana yang perlu penanganan cepat dan serius[2]. Oleh karena itu, untuk pengentasan kasus kemiskinan di Indonesia diperlukan suatu pendekatan analisis untuk mengidentifikasi tingkat penurunan jumlah penduduk miskin dengan pengelompokan wilayah yang tingkat kemiskinannya tidak mengalami penurunan yang signifikan dari tahun ke tahun,

Dengan adanya data dari BPS mengenai jumlah penduduk miskin setiap tahunnya, maka data-data tersebut dapat diolah agar mendapatkan suatu analisis, kesimpulan penting dan informasi yang berguna. Dari sejumlah data yang sangat besar ini harus dapat dikelompokkan dan diteliti lebih lanjut untuk penerapan kembali dalam menggali informasi yang tersembunyi[3][4]. Data mining merupakan proses dimana kita dapat menggali suatu informasi yang penting dan menemukan pola baru pada sebuah data yang besar, dengan mengekstraksi dari data yang terdapat dalam basis data[5][6]. Menurut Turban, data mining adalah proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan dan machine learning untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait dari berbagai database besar[7].

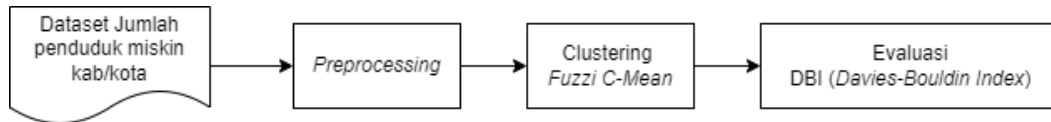
Salah satu teknik yang berkaitan dengan data jumlah penduduk miskin menurut kabupaten dan kota yang digunakan dalam data mining adalah dengan clustering data. Clustering merupakan suatu metode untuk mencari dan mengelompokkan data yang memiliki kemiripan karakteristik antara satu data dengan data yang lain[8]. Dimana dalam satu kluster memiliki tingkat kesamaan karakteristik yang tinggi (homogen) dan antar kluster memiliki perbedaan yang tinggi (heterogen)[9]. Clustering juga termasuk dalam data mining yang bersifat unsupervised learning, dimana pembelajarannya tanpa menggunakan guru dan pada himpunan datanya tidak memiliki class/label/target.

Penelitian sebelumnya mengenai data kemiskinan pernah dilakukan oleh Ulfah dan Uyun pada tahun 2015 dengan melakukan analisis kinerja algoritma *fuzzy c-means* dan *k-means*. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode k-means memiliki tingkat akurasi lebih baik, namun data yang digunakan masih kurang bervariasi untuk kelima belas indikatornya sehingga menyebabkan hasil *clustering* menjadi sensitif terhadap perubahan nilai parameter. Di dalam kesimpulannya menyebutkan bahwa algoritma *fuzzy c-means* lebih cocok diterapkan pada data yang lebih variatif[10].

*Fuzzy C-Means* (FCM) adalah algoritma yang penentuan kelompoknya berdasarkan derajat keanggotaan dari data tersebut[11],[12]. Metode FCM memiliki kelebihan dalam penempatan pusat kluster yang lebih tepat dibandingkan dengan metode kluster yang lainnya[13]. Menurut Kusumadewi, output dari FCM bukan merupakan *fuzzy inference system*, namun merupakan deretan pusat cluster dan beberapa derajat keanggotaan untuk tiap-tiap titik data[14]. Informasi ini dapat digunakan untuk membangun suatu fuzzy inference system[15]. Dalam penelitian ini, diusulkan untuk melakukan analisis *clustering* dan performansi dari algoritma FCM menggunakan nilai validitas *clustering Davis Bouldin Index* (DBI) pada data kemiskinan berdasarkan kabupaten dan kota di Indonesia menjadi 3 cluster dengan indikator jumlah penduduk miskin dari tahun 2015 sampai dengan tahun 2017. Penelitian ini diharapkan mampu memberikan pengetahuan dari hasil pengelompokan wilayah jumlah penduduk miskin yang tersebar di Indonesia secara lebih akurat dan lebih mudah untuk diinterpretasikan (ditafsirkan), serta gambaran yang diperoleh dapat menjadi acuan bagi pemerintah dalam pelaksanaan dan pengaturan sebuah kebijakan.

## Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan metodologi pengembangan data mining dengan CRISP-DM (*Cross Standart Industries for Data Mining*) yang memiliki 6 tahapan[16] diantaranya adalah *Business understanding*, *data understanding*, *data preprocessing*, *modelling*, *evaluation*, dan *deployment*. Adapun usulan model yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1 Model yang diusulkan

Pada gambar 1, dijelaskan bahwa alur penelitian diawali dengan persiapan *dataset* yang akan digunakan, kemudian ke tahap *preprocessing* data yang akan meliputi *cleaning* data dan *reduction* data. Data yang sudah direduksi dan yang telah ditentukan atribut yang akan digunakan lalu akan dihitung menggunakan algoritma FCM. Lalu dihitung nilai akurasi yang didapat dengan menggunakan *index validity clustering* yaitu dengan *Davies-Bouldin index* (DBI)

Adapun data yang digunakan yaitu data sekunder berupa jumlah penduduk miskin berdasarkan kabupaten dan kota dari tahun 2015 sampai dengan tahun 2017 yang didapat dari website BPS. Dengan isi data sebanyak 514, yang meliputi kabupaten dan kota di Indonesia dan memiliki beberapa atribut diantaranya: DT2, Nama Wilayah, Tahun 2015, Tahun 2016, Tahun 2017 dan Provinsi.

Tabel 1 Dataset Jumlah Penduduk Miskin Kab/Kota

| No | DT2       | Nama Wilayah      | Jumlah Penduduk Miskin Kab/Kota (Ribu Orang) |        |        | Provinsi       |
|----|-----------|-------------------|--|--------|--------|----------------|
|    |           |                   | 2015   | 2016   | 2017   |                |
| 1  | Kabupaten | Simeulue          | 18,12  | 17,93  | 18,4   | ACEH (NAD)     |
| 2  | Kabupaten | Aceh Singkil      | 24,84  | 25,09  | 26,27  | ACEH (NAD)     |
| 3  | Kabupaten | Aceh Selatan      | 29,61  | 30,68  | 32,51  | ACEH (NAD)     |
| 4  | Kabupaten | Aceh Tenggara     | 30,14  | 29,39  | 30,84  | ACEH (NAD)     |
| 5  | Kabupaten | Aceh Timur        | 63,48  | 61,63  | 63,67  | ACEH (NAD)     |
| 6  | Kabupaten | Aceh Tengah       | 34,26  | 33,16  | 34,24  | ACEH (NAD)     |
| 7  | Kabupaten | Aceh Barat        | 41,36  | 40,11  | 40,72  | ACEH (NAD)     |
| 8  | Kabupaten | Aceh Besar        | 62,27  | 62,03  | 62,72  | ACEH (NAD)     |
| 9  | Kabupaten | Pidie             | 88,22  | 90,16  | 92,34  | ACEH (NAD)     |
| 10 | Kabupaten | Bireuen           | 73,14  | 70,44  | 71,54  | ACEH (NAD)     |
| 11 | Kabupaten | Aceh Utara        | 111,44                                       | 115,05 | 118,74 | ACEH (NAD)     |
| 12 | Kabupaten | Aceh Barat Daya   | 25,93  | 25,73  | 26,57  | ACEH (NAD)     |
| 13 | Kabupaten | Gayo Lues         | 19,32  | 19,48  | 19,91  | ACEH (NAD)     |
| 14 | Kabupaten | Aceh Tamiang      | 40,38  | 40,88  | 42,01  | ACEH (NAD)     |
| 15 | Kabupaten | Nagan Raya        | 31,32  | 30,31  | 31,06  | ACEH (NAD)     |
| 16 | Kabupaten | Aceh Jaya         | 13,85  | 13,1   | 13,23  | ACEH (NAD)     |
| 17 | Kabupaten | Bener Meriah      | 29,31  | 29,82  | 29,98  | ACEH (NAD)     |
| 18 | Kabupaten | Pidie Jaya        | 31,81  | 31,94  | 33,6   | ACEH (NAD)     |
| 19 | Kota      | Kota Banda Aceh   | 19,3   | 18,8   | 19,23  | ACEH (NAD)     |
| 20 | Kota      | Kota Sabang       | 5,86   | 5,81   | 5,98   | ACEH (NAD)     |
| 21 | Kota      | Kota Langsa       | 19,22  | 18,63  | 19,2   | ACEH (NAD)     |
| 22 | Kota      | Kota Lhokseumawe  | 23,15  | 23,28  | 24,4   | ACEH (NAD)     |
| 23 | Kota      | Kota Subulussalam | 15,25  | 14,99  | 15,44  | ACEH (NAD)     |
| 24 | Kabupaten | Nias              | 24,53  | 24,11  | 24,88  | SUMATERA UTARA |
| 25 | Kabupaten | Mandailing Natal  | 47,79  | 47,67  | 48,3   | SUMATERA UTARA |
| 26 | Kabupaten | Tapanuli Selatan  | 31,2   | 30,84  | 29,48  | SUMATERA UTARA |
| 27 | Kabupaten | Tapanuli Tengah   | 52,2   | 51,77  | 53,05  | SUMATERA UTARA |
| 28 | Kabupaten | Tapanuli Utara    | 33,37  | 33,2   | 33,75  | SUMATERA UTARA |
| 29 | Kabupaten | Toba Samosir      | 18,31  | 18,2   | 18,49  | SUMATERA UTARA |
| 30 | Kabupaten | Labuhan Batu      | 41,63  | 41,94  | 42,35  | SUMATERA UTARA |

Berdasarkan dataset tersebut dilakukan *pre-processing* data dengan memilih atribut data yang akan digunakan pada tahapan selanjutnya. Adapun atribut yang digunakan pada penelitian ini terlihat pada tabel 2.

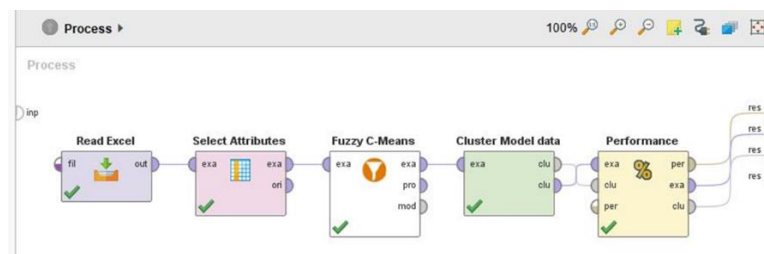
Tabel 2 Atribut Dataset

| No | atribut      | type    | proses          |
|----|--------------|---------|-----------------|
| 1  | DT2          | Varchar | Tidak digunakan |
| 2  | Nama Wilayah | Varchar | Tidak digunakan |
| 3  | Tahun 2015   | Numeric | Digunakan       |
| 4  | Tahun 2016   | Numeric | Digunakan       |
| 5  | Tahun 2017   | Numeric | Digunakan       |
| 6  | Provinsi     | Varchar | Tidak digunakan |

## Hasil dan Pembahasan

Pengujian pada penelitian ini dilakukan dengan metode *Fuzzy C-Means* (FCM). Data jumlah Penduduk Miskin berdasarkan Kabupaten dan Kota di Indonesia pertahan 2015 sampai dengan 2017 yang telah memasuki tahap pengolahan data kemudian dilakukan pemetaan atau clustering dengan menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means*.

Perhitungan evaluasi FCM dilakukan untuk dapat mengetahui seberapa baik kualitas dari hasil clustering, maka pada penelitian ini uji kualitas clustering adalah dengan menggunakan *Davies-Bouldin Index* (DBI), dengan cara menghitung terlebih dahulu nilai *Sum of square within-cluster* (SSW), *sum of square between cluster* (SSB) serta *Max Ratio*. Untuk mendapat nilai DBI, dibutuhkan data yang telah selesai di cluster menggunakan algoritma FCM. Berikut ini merupakan data sample yang telah selesai di cluster. Pengujian FCM dilakukan dengan atribut yang telah dipilih.



Gambar 2 Model pengujian FCM

Gambar 4.1 menggambarkan rancangan model pengujian FCM secara global yang dimulai dari pembacaan data, kemudian dipilih atribut yang digunakan pada algoritma FCM dan akan diukur tingkat performance dengan index validitas clustering yaitu *Davies-Bouldin Index*. Dari pengujian ini akan didapat matriks keanggotaan dan pusat cluster untuk menentukan kategori cluster-nya, untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada gambar 2.

| Row No. | cluster   | Tahun 2015 | Tahun 2016 | Tahun 2017 |
|---------|-----------|------------|------------|------------|
| 1       | cluster_0 | 229.326    | 222.052    | 219.371    |
| 2       | cluster_1 | 22.723     | 22.443     | 22.482     |
| 3       | cluster_2 | 101.518    | 99.371     | 98.222     |

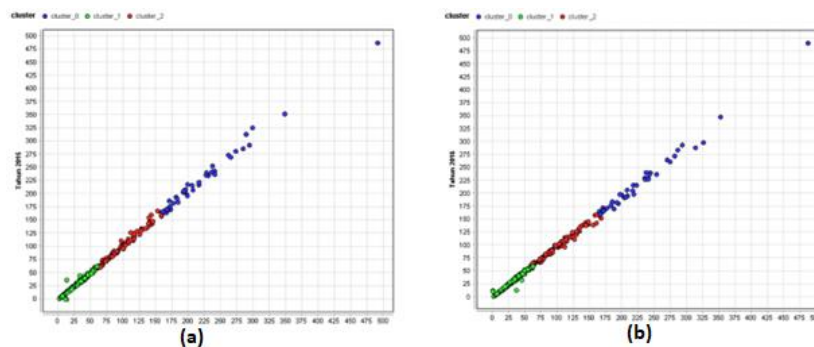
Gambar 3 Pusat Cluster

Berikut ini adalah hasil matriks keanggotaan iterasi terakhir (55) pada pengujian FCM. Dimana perwakilan data sebanyak 15 dari 514 data yang ada.

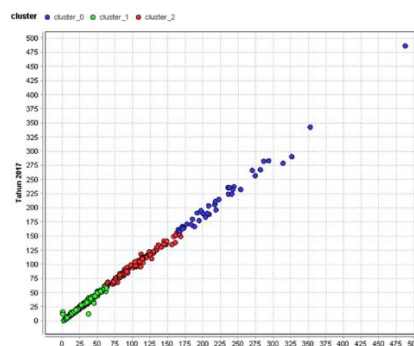
| id | confidence... | confidence... | confidence... | cluster   | Tahun 2015 | Tahun 2016 | Tahun 2017 |
|----|---------------|---------------|---------------|-----------|------------|------------|------------|
| 1  | 0.000         | 0.997         | 0.003         | cluster_1 | 18.120     | 17.930     | 18.400     |
| 2  | 0.000         | 0.998         | 0.002         | cluster_1 | 24.840     | 25.090     | 26.270     |
| 3  | 0.002         | 0.983         | 0.015         | cluster_1 | 29.610     | 30.680     | 32.510     |
| 4  | 0.002         | 0.987         | 0.012         | cluster_1 | 30.140     | 29.390     | 30.840     |
| 5  | 0.028         | 0.441         | 0.531         | cluster_2 | 63.480     | 61.630     | 63.670     |
| 6  | 0.003         | 0.968         | 0.029         | cluster_1 | 34.260     | 33.160     | 34.240     |
| 7  | 0.009         | 0.905         | 0.086         | cluster_1 | 41.360     | 40.110     | 40.720     |
| 8  | 0.028         | 0.456         | 0.516         | cluster_2 | 62.270     | 62.030     | 62.720     |
| 9  | 0.005         | 0.021         | 0.974         | cluster_2 | 88.220     | 90.160     | 92.340     |
| 10 | 0.025         | 0.239         | 0.736         | cluster_2 | 73.140     | 70.440     | 71.540     |
| 11 | 0.021         | 0.028         | 0.951         | cluster_2 | 111.440    | 115.050    | 118.740    |
| 12 | 0.000         | 0.997         | 0.002         | cluster_1 | 25.930     | 25.730     | 26.570     |
| 13 | 0.000         | 0.998         | 0.001         | cluster_1 | 19.320     | 19.480     | 19.910     |
| 14 | 0.009         | 0.901         | 0.090         | cluster_1 | 40.380     | 40.880     | 42.010     |
| 15 | 0.002         | 0.984         | 0.014         | cluster_1 | 31.320     | 30.310     | 31.060     |

Gambar 4 Matriks keanggotaan pada iterasi terakhir

Penyebaran masing-masing anggota cluster pada iterasi terakhir dapat dilihat pada cluster interface.

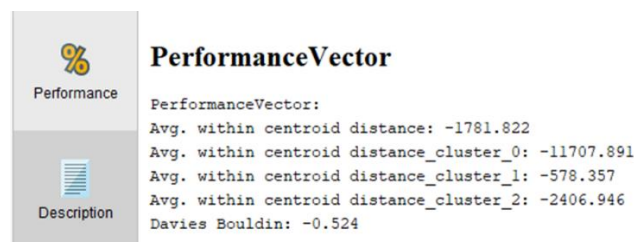


Gambar 5 Posisi cluster Tahun 2015 (a), dan tahun 2016 (b)



Gambar 6 Posisi cluster Tahun 2017

Evaluasi clustering pada algoritma FCM menggunakan Davies-Bouldin Index dapat dilihat pada gambar 4



Gambar 7 Nilai DBI FCM

Dari nilai DBI yang diperoleh pada algoritma FCM sebesar 0.524. nilai DBI ini mendekati 0, artinya dengan nilai ini cluster pada algoritma yang terbentuk sudah dapat dikatakan baik karena nilai DBI mendekati.

Berdasarkan pusat cluster iterasi terakhir penelitian ini dapat diperoleh informasi bahwa pada data jumlah penduduk miskin berdasarkan kabupaten dan kota dari tahun 2015 sampai dengan tahun 2017 dapat dikelompokkan ke dalam tiga cluster seperti terlihat pada tabel 2.

Tabel 3 Kategori cluster dari pusat cluster terakhir

| No | Cluster   | Tahun 2015 | Tahun 2016 | Tahun 2017 | Keterangan                |
|----|-----------|------------|------------|------------|---------------------------|
| 1  | Cluster_1 | 229,729    | 222,917    | 220,181    | Tingkat Kemiskinan Tinggi |
| 2  | Cluster_2 | 23,695     | 23,385     | 22,425     | Tingkat Kemiskinan Rendah |
| 3  | Cluster_3 | 102,310    | 100,057    | 98,727     | Tingkat Kemiskinan Sedang |

## Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, objek penelitian dikelompokkan ke dalam 3 kelompok dengan hasil pengelompokan: cluster 1 beranggotakan 39 kabupaten/kota, cluster 2 beranggotakan 368 kabupaten/kota, dan cluster 3 beranggotakan 107 kabupaten/kota. Penggunaan teknik clustering

menggunakan algoritma FCM pada permasalahan pengelompokan jumlah penduduk miskin dapat terselesaikan dengan mendapatkan hasil tiga indeks kategori yaitu: kategori tingkat kemiskinan tinggi terdapat pada cluster 1, kategori tingkat kemiskinan sedang terdapat pada cluster 3, dan tingkat kemiskinan rendah terdapat pada cluster 2. Dan dari nilai DBI yang diperoleh pada algoritma FCM ialah sebesar 0.524 yang artinya dengan nilai ini cluster pada algoritma yang terbentuk sudah dapat dikatakan baik karena nilai DBI sudah mendekati 0. Metode ini memberikan pengetahuan tentang cluster wilayah di Indonesia, sehingga gambaran yang diperoleh dapat menjadi acuan bagi Pemerintah dalam pelaksanaan dan pengaturan sebuah kebijakan.

## Daftar Rujukan

- [1] N. Zuhdiyaty and D. Kaluge, (2018), "Analisis Faktor - Faktor Yang Mempengaruhi Kemiskinan Di Indonesia Selama Lima Tahun Terakhir," *J. Ilm. Bisnis dan Ekon. Asia*, vol. 11, no. 2 SE-Articles, Sep. 2018, doi: 10.32812/jibeka.v11i2.42.
- [2] W. Nengsih, (2017), "Descriptive Modelling Menggunakan K-Means Untuk Pengclusteran Tingkat Kemiskinan Di Propinsi Riau," *no. January*.
- [3] Pratama, Enda Esyudha, and Helen Sastypratiwi. (2021). "Analisis kecenderungan informasi terkait COVID-10 berdasarkan big data sosial media dengan menggunakan metode data mining." *Jurnal Informatika Polinema*. 7.2 (2021): 1-6.
- [4] W. Nengsih, (2017), "Descriptive Modelling Menggunakan K-Means Untuk Pengclusteran Tingkat Kemiskinan Di Propinsi Riau," *no. January*.
- [5] Putri, Sanni Ucha, Eka Irawan, and Fitri Rizky. (2021). "Implementasi Data Mining Untuk Prediksi Penyakit Diabetes Dengan Algoritma C4. 5." *Kesatria: Jurnal Penerapan Sistem Informasi (Komputer dan Manajemen)* 2.1 (2021): 39-46.
- [6] N. Agustina, P. Prihandoko, and others, (2018), "Perbandingan Algoritma K-Means dengan Fuzzy C-Means Untuk Clustering Tingkat Kedisiplinan Kinerja Karyawan," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 2, no. 3, pp. 621–626.
- [7] A. T. R. I. HAPSARI, (2016), "Pembangunan Model Pemilihan Peminatan Jurusan Pada Sekolah Menengah Atas Dengan Algoritma Fuzzy C Means: Studi Kasus SMA PGRI 3 Jakarta," *Fakt. Exacta*, vol. 9, no. 1, pp. 25–36.
- [8] M. Hardiyanti, Y. R. W. Utami, and W. L. Y. Saptomo, (2018), "Pemetaan Daerah Berpotensi Transmigran Di Kecamatan Kartasura Dengan Metode Fuzzy C-Means (Fcm) Clustering," *J. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 6, no. 1.
- [9] N. Nidyashofa and D. Istiawan, (2017), "Penerapan Algoritma Fuzzy C-Means untuk Pengelompokan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah Berdasarkan Status Kesejahteraan Tahun 2015," *URECOL*, pp. 23–30.
- [10] A. N. Ulfah and others, (2015), "Analisis Kinerja Algoritma Fuzzy C-Means dan K-Means pada Data Kemiskinan," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 1, no. 2, pp. 139–148.
- [11] A. Arshad, S. Riaz, and L. Jiao, (2019), "Semi-supervised deep fuzzy C-mean clustering for imbalanced multi-class classification," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 28100–28112.
- [12] Nugroho, A., & Maulana, D. (2020). Implementasi Fuzzy Mamdani pada Seleksi Penerimaan Mahasiswa Baru. *Pelita Teknologi*, 15(1), 13-18.
- [13] A. K. Wijaya, (2014), "Implementasi Data Mining dengan Algoritma Fuzzy C-Means Studi Kasus Penjualan di UD Subur Baru," *J. Ilm. Univ. Dian Nuswantoro*, pp. 1–8.
- [14] I. W. A. W. Kusuma and A. Kusumadewi, (2021), "Analisa Perbandingan Citra Hasil Segmentasi Menggunakan Metode K-Means dan Fuzzy C Means pada Citra Input Terkompresi," *Elektrika*, vol. 13, no. 2, pp. 63–70, 2021.
- [15] A. Ahmadi and S. Hartati, (2013), "Penerapan Fuzzy C-Means dalam Sistem Pendukung Keputusan untuk Penentuan Penerima Bantuan Langsung Masyarakat (BLM) PNPM-MPd (Studi Kasus PNPM-MPd Kec. Ngadirojo Kab. Pacitan)," *BIMIPA*, vol. 23, no. 3, pp. 264–273.
- [16] Y. Hasanpour, S. Nemat, and R. Tavoli, (2018), "Clustering system group customers through fuzzy C-means clustering," in *2018 4th Iranian conference on signal processing and intelligent systems (ICSPIS)*, pp. 161–165.