



Seleksi Nilai *Fuzziness Exponent Optimal* pada Algoritma *Fuzzy C-means* untuk Mengelompokkan Provinsi di Indonesia Berdasarkan Indikator Pembangunan Ekonomi

Umu Sa'adah*, Endang Wahyu Handamari, Kwardiniya Andawaningtyas, Nur Fitriana Setyowati

Department of Mathematics, Universitas Brawijaya, Indonesia

* Corresponding Author. E-mail: u.saadah@ub.ac.id

ARTICLE INFO

Article History:

Received: 28-Nov. 2022

Revised: 14-Dec. 2022

Accepted: 25-Dec. 2022

Keywords:

C-means, *fuzzy c-means*,
fuzziness exponent,
partisi, indikator
pembangunan
ekonomi.

ABSTRACT

Pada tahun 2015, PBB merancang 17 Tujuan Pembangunan Berkelanjutan (SDGs) untuk mencapai kesejahteraan manusia pada tahun 2030 dengan mengintegrasikan tiga dimensi pembangunan berkelanjutan: ekonomi, sosial, dan lingkungan. Salah satu faktor yang digunakan untuk menilai keberhasilan sebuah wilayah atau pemerintahan dalam mengelola kesejahteraan dan kemakmuran masyarakat adalah tingkat perekonomian. Untuk mewujudkan kondisi tersebut diperlukan strategi dalam pembangunan pada sektor ekonomi. Penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan Provinsi di Indonesia menjadi 3 kluster berdasarkan indikator pembangunan ekonomi menggunakan algoritma *fuzzy c-means*. Penentuan 3 kluster dimaksudkan untuk kluster provinsi dengan tingkat pembangunan ekonomi rendah, sedang dan tinggi. Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari laman resmi Badan Pusat Statistika. Dengan mengetahui karakteristik provinsi berdasarkan indikator pembangunan ekonomi (IPE), maka pengambil keputusan dapat menyusun strategi perencanaan program pembangunan ekonomi berdasarkan skala prioritas pada masing-masing provinsi. Hasil pengelompokan menunjukkan bahwa Provinsi Papua sangat membutuhkan prioritas pembangunan khususnya dalam sektor ekonomi guna peningkatan indeks pembangunan manusia, angka partisipasi sekolah berusia 7 sampai 12 tahun, angka partisipasi sekolah berusia 13 sampai 15 tahun, angka partisipasi sekolah berusia 16 sampai 18 tahun, sumber air minum yang layak, sumber penerangan listrik, dan sanitasi yang layak, karena indikator-indikator tersebut memiliki nilai rendah.

In 2015, the United Nations drafted 17 Sustainable Development Goals (SDGs) to achieve human well-being by 2030 by integrating the three dimensions of sustainable development: economic, social, and environmental. One of the factors used to assess the success of a region or government in managing the welfare and prosperity of the community is the level of the economy. To realize these conditions, a strategy is needed in the development of the economic sector. This study aims to group provinces in Indonesia into 3 clusters based on economic development indicators using the fuzzy c-means algorithm. Protection of 3 clusters is intended for provincial clusters with low, medium, and high levels of economic development. The data used in this research is secondary data acquired from Statistics Indonesia. By knowing the characteristics of the province based on economic development indicators, decision makers can develop a strategy for planning economic development programs based on the priority scale in each province. The grouping results show that Papua Province really needs development priorities, especially economic development to increase the human development index, school enrollment rate 7 to 12 years old, school enrollment rate 13 to 15 years old, school enrollment rate 16 to 18 years old, drinking water sources adequate, source of electric lighting, and adequate sanitation, because these indicators have low values.



This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license



How to Cite:

Sa'adah, U., Handamari, E. W., Andawaningtyas, K., & Setyowati, N. F. (2022). Seleksi nilai fuzziness exponent optimal pada algoritma fuzzy c-means untuk mengelompokkan provinsi di Indonesia berdasarkan indikator pembangunan ekonomi. *Pythagoras: Jurnal Matematika dan Pendidikan Matematika*, 17(2), 389-399. <https://doi.org/10.21831/pythagoras.v17i2.54897>

<https://doi.org/10.21831/pythagoras.v17i2.54897>

PENDAHULUAN

Agenda Pembangunan Berkelanjutan atau SDGs yang merupakan kesepakatan pembangunan global secara resmi telah disahkan dalam sidang umum Perserikatan Bangsa-Bangsa (PBB) pada tanggal 25 September 2015 di New York. Acara tersebut dihadiri oleh sekitar 193 kepala negara hadir dan turut mengesahkan Agenda Pembangunan Berkelanjutan 2030, termasuk Indonesia. Tujuan dan sasaran dari Agenda Pembangunan Berkelanjutan pada hakikatnya adalah menciptakan kondisi kesejahteraan masyarakat yang lebih baik di seluruh dunia. Salah satu faktor penting yang digunakan untuk menilai keberhasilan sebuah wilayah atau pemerintahan dalam mengelola kesejahteraan dan kemakmuran masyarakat adalah evaluasi tingkat perekonomian. Untuk mencapai kondisi ini, diperlukan strategi pembangunan yang fokus pada sektor ekonomi. Namun, setiap wilayah mempunyai karakteristik yang berbeda-beda, sehingga diperlukan strategi prioritas pada program pembangunan ekonomi yang disesuaikan dengan kebutuhan unik masing-masing wilayah tersebut. Untuk menentukan strategi prioritas tersebut, metode analisis kluster dapat digunakan untuk mengelompokkan wilayah-wilayah dengan karakteristik serupa, memungkinkan pengambil keputusan untuk merancang program pembangunan ekonomi yang sesuai.

Analisis kluster merupakan salah satu metode yang bertujuan untuk mengelompokkan objek dalam satu kluster yang memiliki sifat homogen dan antar kluster yang memiliki sifat heterogen. Analisis kluster dapat diklasifikasikan sebagai *hard clustering*, contohnya antara lain *c-means* dan *fuzzy clustering*, contohnya *Fuzzy c-means* (Bora & Gupta 2014). Ada perbedaan yang mendasar antara *c-means* dan *fuzzy c-means* (FCM) yaitu terkait partisi. Metode *c-means* menggunakan partisi *hard* dalam mengelompokkan objek secara eksklusif sedemikian sehingga objek yang telah tergabung dalam satu kluster tidak dapat menjadi bagian dalam kluster yang lain. Dengan kata lain kluster yang dihasilkan *c-means* memiliki derajat keanggotaan 1 jika objek berada dalam kluster tersebut dan memiliki derajat keanggotaan 0 jika objek tidak berada dalam kluster tersebut. Sementara, metode FCM menggunakan partisi *fuzzy*, memungkinkan setiap objek berada dalam dua atau lebih kluster dengan tingkat derajat keanggotaan yang berbeda. Dalam FCM, suatu objek memiliki derajat keanggotaan dalam suatu kluster bernilai lebih dari 0 dan kurang dari 1, namun jumlah derajat keanggotaan untuk keseluruhan kluster yang terbentuk sama dengan 1. Dibandingkan dengan menggunakan kluster yang menggunakan partisi *hard*, kluster yang menggunakan partisi *fuzzy* menghasilkan *output* yang lebih baik karena akurasinya meningkat. Fleksibilitas derajat keanggotaan dapat memberikan informasi yang lebih detail dan atau memecahkan masalah yang kompleks.

Penelitian mengenai pengelompokan menggunakan *fuzzy c-means* telah banyak diterapkan di berbagai bidang. Beberapa penelitian sebelumnya, telah dikembangkan di dunia industri, seperti energi (Alia, 2014; Maity et al., 2016; Sert et al., 2015), manufaktur (Jahromi et al., 2016), kesehatan (Ahmad, 2016; Huang et al., 2014), barang dan jasa pelanggan (Bose & Chen, 2015), ekonomi atau keuangan (Stetco et al., 2013), pertanian (Atiyah & Taheri, 2020), dan lain sebagainya. Pengelompokan *Fuzzy c-means* juga dimodifikasi dengan algoritma lain menjadi algoritma baru. *Advanced methods* seperti *machine learning* (Wu et al., 2014), *big data* (Li et al., 2015; Xianfeng & Pengfei, 2015), dan *time series forecasting* (Liu et al., 2018; Peng et al., 2015) digabungkan dengan *fuzzy c-means* untuk mendapatkan hasil yang lebih akurat dengan biaya, tenaga, dan waktu komputasi yang lebih sedikit. Bidang yang paling sering menggunakan *clustering* atau pengelompokan sebagai *tools* adalah pemasaran. Dalam pemasaran, pengelompokan biasanya digunakan untuk segmentasi pasar. Misalnya, Bose & Chen (2015) menggunakan *fuzzy c-means clustering* sebagai alat untuk mendeteksi bagaimana perilaku pelanggan berubah dari waktu ke waktu. Sejalan dengan penelitian oleh Bose & Chen (2015), Schäfer et al. (2015) menyajikan *mixed fuzzy clustering* untuk mengkarakterisasi pelanggan sehingga mendapatkan lebih banyak keuntungan. Berbeda dengan metode lain, algoritma ini memiliki kelebihan yaitu dapat mengintegrasikan fitur *varian* dan *invarian* ke dalam satu *clustering*.

Pada penelitian-penelitian sebelumnya penentuan kluster optimal pada metode FCM seringkali dikaitkan dengan penentuan banyaknya kluster *c* dengan nilai *fuzziness exponent*/ pangkat pembobot sama dengan 2. Dalam penelitian ini, banyaknya kluster *c* telah ditentukan untuk tujuan tertentu. Dengan kata lain, yang ingin diketahui adalah anggota-anggota masing-masing kluster berdasarkan nilai *fuzziness exponent*/pangkat pembobot yang mempunyai nilai validitas optimal. Hal ini dilakukan karena perubahan nilai *fuzziness exponent* dapat mengubah keanggotaan suatu objek pada kluster. Penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan provinsi di Indonesia menjadi 3 kluster berdasarkan indikator pembangunan ekonomi menggunakan algoritma *fuzzy c-Means*.

Penentuan 3 kluster dimaksudkan untuk kluster provinsi dengan tingkat pembangunan ekonomi rendah, sedang dan tinggi. Data dalam penelitian ini adalah data sekunder berupa indikator pembangunan ekonomi setiap provinsi di Indonesia tahun 2021. Data tersebut diperoleh dari buku Statistik Indonesia 2022 pada situs web Badan Pusat Statistik (<https://www.bps.go.id/>). Dengan mengetahui karakteristik provinsi berdasarkan Indikator Pembangunan Ekonomi, maka pengambil keputusan dapat menyusun strategi perencanaan program pembangunan ekonomi berdasarkan skala prioritas pada masing-masing provinsi. Hasil dari penelitian ini diharapkan akan memberikan wawasan yang berharga untuk perencanaan dan kebijakan pembangunan ekonomi di Indonesia sesuai dengan Agenda Pembangunan Berkelanjutan 2030 yang ditetapkan oleh Perserikatan Bangsa-Bangsa (PBB) pada tahun 2015.

METODE

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif, menggunakan data skunder. Penelitian dilaksanakan pada bulan Juli- November 2022. Ringkasan statistik data yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan oleh Tabel 1. Variabel X_1 dan X_2 berturut-turut menunjukkan nilai produk domestik regional bruto (PDRB) per kapita atas harga berlaku (dalam ribu rupiah) dan PDRB per kapita atas harga konstan 2010 (dalam ribu rupiah). Variabel X_3 merupakan nilai indeks pembangunan manusia (dalam persen). Variabel X_4 , X_5 , dan X_6 berturut-turut menunjukkan nilai (dalam persen) angka partisipasi sekolah untuk masing-masing kelompok umur 7 hingga 12, 13 hingga 15, dan 16 hingga 18. Variabel X_7 , X_8 , X_9 , X_{10} , X_{11} , dan X_{12} , secara berturut-turut menunjukkan nilai (dalam persen) tingkat keluhan kesehatan, fasilitas kesehatan, sumber air minum layak, sumber penerangan listrik, sanitasi layak, dan rumah tangga yang beralaskan tanah. Sedangkan variabel X_{13} , X_{14} , X_{15} , dan X_{16} secara berturut-turut menyatakan nilai (dalam persen) tingkat pengangguran terbuka (TPT), tingkat partisipasi angkatan kerja (TPAK), rata-rata pengeluaran per kapita sebulan, dan persentase penduduk miskin. Pengolahan data dan analisis kluster dilakukan dengan bantuan *software* R dengan mengikuti tahapan algoritma *fuzzy c-means* (FCM). Visualisasi hasil analisis kluster juga dibuat melalui *software* R.

Tabel 1. Ringkasan statistik data penelitian

Variabel	Min	Q1	Q2	Q3	Max	Mean
X_1	20581,00	40248,00	53164,00	62195,50	274710,00	66858,00
X_2	13092,00	26141,00	35602,00	40173,00	174963,00	43549,88
X_3	60,62	69,73	71,65	72,60	81,11	71,36
X_4	83,43	99,06	99,48	99,62	99,76	98,86
X_5	80,02	94,90	96,45	97,61	99,43	95,55
X_6	63,98	71,21	74,58	79,42	89,63	75,22
X_7	12,74	21,51	25,76	28,43	42,15	24,96
X_8	67,00	205,00	271,00	431,75	1474,00	393,29
X_9	64,92	80,57	88,72	93,23	99,86	86,68
X_{10}	43,92	92,05	97,40	99,51	100,00	93,80
X_{11}	40,81	77,36	80,66	84,61	97,12	80,97
X_{12}	0,19	0,65	1,77	3,01	23,21	3,20
X_{13}	3,01	4,45	5,06	6,32	9,91	5,49
X_{14}	62,15	65,56	68,56	69,94	78,29	68,13
X_{15}	840359,00	1112810,00	1188904,00	1412359,00	2336429,00	1288077,00
X_{16}	4,56	6,41	8,51	12,64	27,38	10,43

Tahapan-tahapan analisis data menggunakan algoritma *fuzzy c-means* (FCM) merujuk pada Kusumadewi (2010) yaitu sebagai berikut:

1. Memasukkan data yang akan dikluster, berupa matriks X berukuran $n \times p$ (n = ukuran sampel data, p = banyaknya variabel). sebagai berikut:

$$X = [x_{ij}]$$

dengan: $i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, p; x_{ij}$ = data sampel ke- i variabel ke- j .

- Melakukan *preprocessing data* dengan cara menormalisasi data untuk meningkatkan kualitas data dan memastikan data awal siap digunakan untuk tahapan analisis selanjutnya menggunakan rumus:

$$u_i = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$$

Selain itu, analisis korelasi juga dilakukan sebelum melakukan analisis kluster untuk memberikan wawasan tentang hubungan antara variabel-variabel dalam dataset.

- Membangkitkan bilangan acak μ_{ik} sebagai elemen-elemen matriks partisi awal U . Matriks partisi awal U sebagai berikut:

$$U = [\mu_{ik}(u_i)]$$

dengan $i = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, c; \mu_{ik}$ = elemen matriks partisi awal U ke- i kluster ke- k , dengan aturan,

$$\sum_{k=1}^c \mu_{ik} = 1$$

- Menentukan banyaknya kluster ($1 < c < N$); maksimum iterasi (iter.max); galat terkecil yang diharapkan ($\varepsilon > 0$); fungsi objektif awal ($P_0 = 0$); Iterasi awal ($t = 1$). Pada penelitian ini banyaknya kluster yang digunakan adalah 3, maksimum iterasi sama dengan 1000, galat yang menunjukkan bilangan untuk konvergen nilai antar iterasi sebesar $1e-09$.
- Menentukan nilai *fuzziness exponent* atau pangkat pembobot ($m > 1$). Pada penelitian ini menggunakan nilai *fuzziness exponent* atau pangkat pembobot adalah $m = 1,1; 1,2; 1,3; 1,4; 1,5; 1,6; 1,7; 1,8; 1,9; 2,0; 3,0; 4,0$. Apabila nilai *fuzziness exponent* $m = 1$, maka algoritma FCM akan sama dengan *c-Means*.
- Menghitung pusat kluster ke- k pada variabel ke- j (v_{kj}) dengan rumus sebagai berikut:

$$v_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^n ((\mu_{ik})^m u_{ij})}{\sum_{i=1}^n (\mu_{ik})^m}$$

dengan $i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, p; k = 1, 2, \dots, c; m$ = pangkat pembobot; μ_{ik} = elemen matriks partisi awal U ke- i kluster ke- k ; u_{ij} = data sampel (yang telah dinormalisasi) pengamatan ke- i variabel j , sehingga diperoleh matriks pusat kluster V sebagai berikut:

$$V = [v_{kj}]$$

- Menghitung nilai fungsi objektif pada iterasi ke- t (P_t) dengan rumus sebagai berikut:

$$P_t = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c ((\mu_{ik})^m d_{ik})$$

dengan $i = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, c; m$ = pangkat pembobot; μ_{ik} = elemen matriks partisi awal U ke- i kluster ke- k ; d_{ik} = jarak Euclidean dari objek ke- i dengan pusat kluster ke- k .

- Menghitung perubahan matriks keanggotaan μ_{ik} dengan rumus sebagai berikut:

$$\mu_{ik} = \left[\frac{\left[\sum_{j=1}^p d_{ik} \right]^{\frac{1}{m-1}}}{\sum_{k=1}^c \left[\sum_{j=1}^p d_{ik} \right]^{\frac{1}{m-1}}} \right]^{-1}$$

Dengan $i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, p; k = 1, 2, \dots, c; m$ = pangkat pembobot; μ_{ik} = elemen matriks partisi awal U ke- i kluster ke- k ; d_{ik} = jarak Euclidean dari objek ke- i dengan pusat kluster ke- k .

- Memeriksa kondisi penghentian iterasi baik berdasarkan nilai galat terkecil maupun berdasarkan iterasi maksimum yang ditentukan. Jika ($|P_t - P_{t-1}| < \varepsilon$) atau ($t > \text{iter.max}$) maka iterasi berhenti, namun jika tidak demikian, maka iterasi berlanjut untuk $t = t + 1$, tahapan kembali ke tahapan ke 6.
- Menghitung nilai indeks validitas. Dalam penelitian ini menggunakan indeks validitas *partition coefficient* (PC), *modified partition coefficient* (MPC), dan *partition entropy* (PE). Indeks validitas

partition coefficient dan *modified partition coefficient* optimal jika nilainya mendekati 1 dan indeks validitas *partition entropy* optimal jika nilainya mendekati 0.

HASIL PENELITIAN

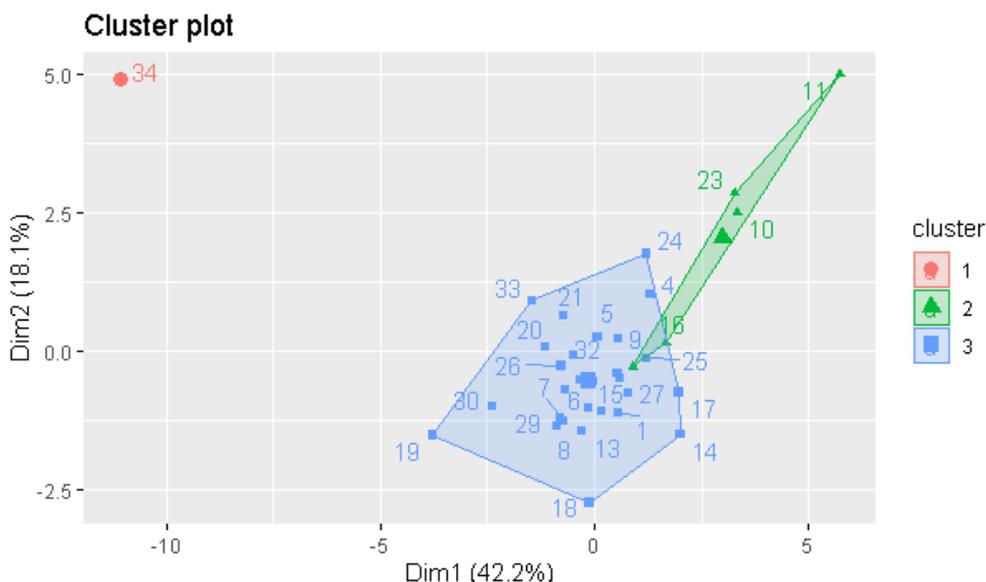
Pada bagian ini menyajikan hasil-hasil penelitian untuk mengelompokkan Provinsi di Indonesia menjadi 3 klaster berdasarkan Indikator Pembangunan Ekonomi menggunakan algoritma *fuzzy 3-Means* dan nilai *fuzziness exponent* yang digunakan adalah $m = 1,1; 1,2; 1,3; 1,4; 1,5; 1,6; 1,7; 1,8; 1,9; 2,0; 3,0; 4,0$. Nilai fungsi objektif dan indeks validitas untuk $m = 1,1; 1,2; 1,3; 1,4; 1,5; 1,6; 1,7; 1,8; 1,9; 2,0; 3,0; 4,0$ untuk pengelompokan *fuzzy 3-means* disajikan pada [Tabel 2](#).

Tabel 2. Nilai fungsi objektif dan indeks validitas untuk beberapa variasi nilai m

m	Nilai fungsi objektif	PC	MPC	PE
1,1	13,8832	0,9873	0,9902	0,0153
1,2	13,6508	0,9826	0,9739	0,0372
1,3	15,1668	0,8294	0,6486	0,4080
1,4	14,1830	0,6630	0,4945	0,5763
1,5	13,0847	0,6610	0,3545	0,7328
1,6	11,9458	0,6122	0,2329	0,8642
1,7	10,8167	0,4154	0,1232	0,9760
1,8	9,7321	0,3678	0,0517	1,0484
1,9	8,7332	0,3528	0,0292	1,0706
2,0	7,8307	0,3411	0,0116	1,0875
3,0	2,6106	0,3333	0,0000	1,0986
4,0	0,8702	0,3333	0,0000	1,0986

Untuk *fuzzy 3-means*, terbentuk 3 klaster. Berdasarkan [Tabel 2](#) untuk $m = 1,1$ dan $m = 1,2$ memiliki nilai indeks validitas *partition coefficient* dan *modified partition coefficient* optimal karena mendekati 1. Indeks validitas *partition entropy* juga optimal karena nilainya mendekati 0. Nilai fungsi objektif menunjukkan seberapa baik *clustering* telah dilakukan. Meskipun nilai fungsi objektifnya tidak lebih besar jika dibandingkan untuk $m = 1,3$ dan $m = 1,4$, namun masih lebih tinggi dibandingkan dengan beberapa nilai m yang lain ($m = 1,5; 1,6; 1,7; 1,8; 1,9; 2,0; 3,0; 4,0$). Nilai indeks validitas *partition coefficient* dan *modified partition coefficient* menurun mendekati 0 dengan bertambahnya nilai m . Indeks validitas *partition coefficient* terlihat tidak optimal pada saat $m > 1,6$, sementara indeks validitas *modified partition coefficient* tidak optimal pada saat $m > 1,3$. Hasil pengelompokan tidak optimal juga ditunjukkan oleh nilai indeks validitas *partition entropy* pada saat $m > 1,3$. Nilai indeks validitas *partition entropy* lebih besar dari 0,5, artinya nilai ini lebih mendekati 1. Perubahan nilai m dapat mengakibatkan perubahan keanggotaan objek pada klaster yang terbentuk. Oleh karena itu penentuan m yang tepat akan menghasilkan pengelompokan objek dalam klaster yang tepat pula. Dari uraian tersebut diperoleh pengelompokan yang optimal pada $m = 1,1$ dan $m = 1,2$.

Hasil klaster ditunjukkan oleh nilai derajat keanggotaan untuk masing-masing provinsi yang kemudian diwujudkan dalam bentuk plot untuk visualisasinya. Plot objek dan klaster yang terbentuk untuk *fuzziness exponent* $m = 1,1$ dan banyaknya klaster yang terbentuk $c = 3$ ditunjukkan oleh [Gambar 1](#). Pada [Gambar 1](#) terlihat bahwa klaster pertama mempunyai anggota 1 provinsi yaitu Provinsi Papua, klaster kedua mempunyai anggota 5 provinsi yaitu Provinsi Kepulauan Riau, Provinsi DKI Jakarta, Provinsi Jawa Barat, Provinsi Banten dan Provinsi Kalimantan Timur serta klaster ketiga mempunyai anggota 28 provinsi sisanya. Adapun anggota dari masing-masing klaster beserta nilai derajat keanggotaannya, di samping dapat dilihat pada [Gambar 1](#), dapat juga dilihat pada [Tabel 3](#).



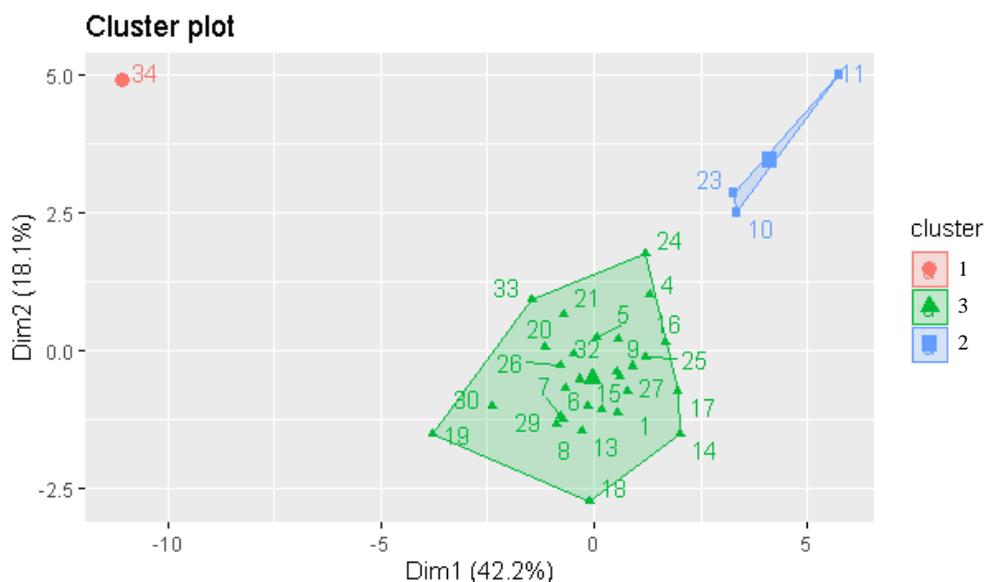
Gambar 1. Plot kluster untuk fuzziness exponent $m = 1,1$ dan banyaknya kluster yang terbentuk $c = 3$.

Tabel 3. Hasil pengelompokan beserta nilai derajat keanggotaan masing-masing provinsi dengan $m = 1,1$

No	m=1,1		k=3		
	Provinsi	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Result
1	Provinsi Aceh	2,99E-14	7,17E-06	0,9999	3
2	Provinsi Sumatera Utara	3,39E-15	1,49E-05	0,9999	3
3	Provinsi Sumatera Barat	1,8E-14	1,95E-05	0,9999	3
4	Provinsi Riau	1,56E-14	0,0009	0,9991	3
5	Provinsi Jambi	7,72E-16	6,94E-08	1	3
6	Provinsi Sumatera Selatan	3,97E-20	3,55E-13	1	3
7	Provinsi Bengkulu	7,83E-12	3,34E-07	1	3
8	Provinsi Lampung	5,14E-18	7,83E-12	1	3
9	Provinsi Kepulauan Bangka Belitung	4,1E-12	0,0002	0,9998	3
10	Provinsi Kepulauan Riau	3E-14	0,9999	4,62E-06	2
11	Provinsi DKI Jakarta	6,54E-12	0,9999	3,91E-06	2
12	Provinsi Jawa Barat	1,85E-09	0,9321	0,0678	2
13	Provinsi Jawa Tengah	1,35E-10	0,0005	0,9994	3
14	Provinsi DI Yogyakarta	1,32E-10	0,0025	0,9974	3
15	Provinsi Jawa Timur	2,56E-10	0,0039	0,9960	3
16	Provinsi Banten	9,38E-14	0,9922	0,0078	2
17	Provinsi Bali	3,75E-12	0,0032	0,9968	3
18	Provinsi Nusa Tenggara Barat	1,29E-11	3,08E-06	0,9999	3
19	Provinsi Nusa Tenggara Timur	1,49E-06	1,01E-05	0,9999	3
20	Provinsi Kalimantan Barat	9,12E-14	1,55E-07	1	3
21	Provinsi Kalimantan Tengah	2,28E-12	4,58E-06	0,9999	3
22	Provinsi Kalimantan Selatan	1,22E-13	1,66E-06	0,9999	3
23	Provinsi Kalimantan Timur	8,17E-15	0,9999	7,76E-06	2
24	Provinsi Kalimantan Utara	1,41E-12	0,0245	0,9755	3
25	Provinsi Sulawesi Utara	3,58E-14	0,0051	0,9948	3

No	m=1,1		k=3		
	Provinsi	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Result
26	Provinsi Sulawesi Tengah	1,28E-17	2,7E-11	1	3
27	Provinsi Sulawesi Selatan	8,33E-16	3,76E-06	0,9999	3
28	Provinsi Sulawesi Tenggara	3,12E-19	3,23E-12	1	3
29	Provinsi Gorontalo	8,54E-13	1,53E-07	1	3
30	Provinsi Sulawesi Barat	3,12E-11	3,87E-08	1	3
31	Provinsi Maluku	1,15E-12	1,84E-05	0,9999	3
32	Provinsi Maluku Utara	6,24E-14	3,92E-07	1	3
33	Provinsi Papua Barat	1,02E-09	5,38E-05	0,9999	3
34	Provinsi Papua	1	1,7E-132	6,8E-131	1

Selanjutnya, plot objek dan kluster yang terbentuk untuk *Fuzziness Exponent* $m = 1,2$ dan banyaknya kluster yang terbentuk $c = 3$ ditunjukkan oleh Gambar 2. Pada Gambar 2 terlihat bahwa kluster pertama mempunyai anggota 1 provinsi yaitu Provinsi Papua, kluster kedua mempunyai anggota 3 provinsi yaitu Provinsi Kepulauan Riau, Provinsi DKI Jakarta, dan Provinsi Kalimantan Timur serta kluster ketiga mempunyai anggota 30 provinsi sisanya. Adapun anggota dari masing-masing kluster beserta nilai derajat keanggotaannya, di samping dapat dilihat pada Gambar 2, dapat juga dilihat pada Tabel 4.



Gambar 2. Plot kluster untuk *fuzziness exponent* $m = 1,2$ dan banyaknya kluster yang terbentuk $c = 3$.

Tabel 4. Hasil pengelompokan beserta nilai derajat keanggotaan masing-masing provinsi dengan $m = 1,2$

No	m=1,2		k=3		
	Provinsi	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Result
1	Provinsi Aceh	1,44E-07	0,0003	0,9997	3
2	Provinsi Sumatera Utara	3,37E-08	0,0001	0,9998	3
3	Provinsi Sumatera Barat	1,15E-07	0,0005	0,9995	3
4	Provinsi Riau	1,35E-07	0,0088	0,9912	3
5	Provinsi Jambi	3,22E-08	4,95E-05	0,9999	3
6	Provinsi Sumatera Selatan	1,75E-10	5,42E-08	1	3
7	Provinsi Bengkulu	4,6E-06	0,0003	0,9996	3
8	Provinsi Lampung	3,21E-09	5,43E-07	0,9999	3

No	m=1,2		k=3		
	Provinsi	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Result
9	Provinsi Kepulauan Bangka Belitung	1,96E-06	0,0025	0,9975	3
10	Provinsi Kepulauan Riau	5,17E-08	0,9992	0,0007	2
11	Provinsi DKI Jakarta	1,84E-07	0,9998	0,0002	2
12	Provinsi Jawa Barat	9,7E-05	0,0781	0,9218	3
13	Provinsi Jawa Tengah	8,08E-06	0,0013	0,9986	3
14	Provinsi DI Yogyakarta	1,32E-05	0,0354	0,9645	3
15	Provinsi Jawa Timur	1,15E-05	0,0041	0,9959	3
16	Provinsi Banten	1,77E-06	0,0481	0,9518	3
17	Provinsi Bali	2,09E-06	0,0250	0,9750	3
18	Provinsi Nusa Tenggara Barat	4,46E-06	0,0006	0,9994	3
19	Provinsi Nusa Tenggara Timur	0,0014	0,0012	0,9973	3
20	Provinsi Kalimantan Barat	2,66E-07	4,28E-05	0,9999	3
21	Provinsi Kalimantan Tengah	1,56E-06	0,0004	0,9996	3
22	Provinsi Kalimantan Selatan	3,2E-07	0,0002	0,9998	3
23	Provinsi Kalimantan Timur	6,34E-10	0,9999	2,09E-05	2
24	Provinsi Kalimantan Utara	1,22E-06	0,1001	0,8999	3
25	Provinsi Sulawesi Utara	1,06E-07	0,0015	0,9985	3
26	Provinsi Sulawesi Tengah	9,89E-09	3,16E-06	0,9999	3
27	Provinsi Sulawesi Selatan	1,36E-08	4,38E-05	0,9999	3
28	Provinsi Sulawesi Tenggara	1,42E-09	8,07E-07	0,9999	3
29	Provinsi Gorontalo	1,19E-06	0,0001	0,9999	3
30	Provinsi Sulawesi Barat	9,17E-06	9E-05	0,9999	3
31	Provinsi Maluku	9,49E-07	0,0005	0,9995	3
32	Provinsi Maluku Utara	3E-07	0,0001	0,9998	3
33	Provinsi Papua Barat	4,01E-05	0,0035	0,9964	3
34	Provinsi Papua	1	2,49E-36	2,39E-35	1

PEMBAHASAN

Hasil pengelompokan yang paling optimal untuk mengelompokkan Provinsi-provinsi di Indonesia menjadi 3 klaster berdasarkan indikator pembangunan ekonomi menggunakan algoritma *fuzzy 3-means* diperoleh dengan nilai *fuzziness exponent* $m = 1,1$ dan $m = 1,2$. Hasil analisis klaster pada kedua *fuzziness exponent* menunjukkan bahwa Provinsi Papua menjadi anggota satu-satunya pada klaster pertama, yang menandakan bahwa provinsi ini memiliki tingkat pembangunan ekonomi yang rendah. Selanjutnya, kelompok klaster kedua dengan *fuzziness exponent* $m = 1,1$ terdiri dari 5 provinsi. Sementara itu, kelompok dengan *fuzziness exponent* $m = 1,2$ terdiri dari 3 provinsi. Tiga provinsi yang berisikan adalah Provinsi DKI Jakarta, Provinsi Kepulauan Riau, dan Provinsi Kalimantan Timur. Sedangkan untuk dua provinsi lain yang termasuk dalam klaster kedua menurut *fuzziness exponent* $m = 1,1$ adalah Provinsi Jawa Barat dan Banten. Kelompok klaster kedua ini menunjukkan kelompok provinsi dengan tingkat pembangunan ekonomi yang tinggi. Ada 28 provinsi sisanya untuk *fuzziness exponent* $m = 1,1$ dan 30 provinsi sisanya untuk *fuzziness exponent* $m = 1,2$ pada klaster ketiga termasuk dalam provinsi dengan tingkat pembangunan ekonomi sedang. Perbandingan rata-rata nilai IPE setiap klaster dengan rata-rata nilai IPE keseluruhan provinsi untuk *fuzziness exponent* $m = 1,1$ ditunjukkan pada [Tabel 5](#).

Tabel 5. Perbandingan rata-rata nilai IPE setiap klaster dengan rata-rata nilai IPE keseluruhan provinsi

Indikator	Rata-rata pada Klaster Pertama	Rata-rata pada Klaster Kedua	Rata-rata pada Klaster Ketiga	Rata-rata Keseluruhan provinsi
PDRB per Kapita Atas Harga Berlaku	54034,00	137577,40	54687,54	66858,00
PDRB Per Kapita Atas Harga Konstan	36417,00	91333,40	35271,86	43549,88
Indeks Pembangunan Manusia	60,62	75,79	70,95	71,36
Angka Partisipasi Sekolah 7-12	83,34	99,54	99,25	98,82
Angka Partisipasi Sekolah 13-15	80,02	97,66	95,73	95,55
Angka Partisipasi Sekolah 16-18	63,98	75,09	75,64	75,22
Tingkat Keluhan Kesehatan	12,74	24,03	25,56	24,96
Fasilitas Kesehatan	478,00	546,00	363,00	393,29
Sumber Air Minum Layak	64,92	92,65	86,39	86,68
Sumber Penerangan Listrik	43,92	98,50	94,74	93,80
Sanitasi yang Layak	40,81	86,22	81,46	80,97
Rumah Tangga yang Beralaskan Tanah	23,21	1,06	2,87	3,20
Tingkat Pengangguran Terbuka	3,33	8,81	4,98	5,49
Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja	78,29	65,02	68,32	68,13
Rata-rata Pengeluaran Per Kapita Sebulan	1368379,00	1758850,00	1201142,00	1288077,00
Persentase Penduduk Miskin	27,38	6,23	10,57	10,43

Berdasarkan Tabel 5, beberapa indikator yaitu nilai PDRB per kapita atas harga berlaku, nilai PDRB per kapita atas harga konstan, indeks pembangunan manusia, angka partisipasi sekolah, sumber air minum yang layak, sumber penerangan, dan sanitasi layak di Provinsi Papua berada di bawah rata-rata. Bahkan, nilai-nilai seperti indeks pembangunan manusia, angka partisipasi sekolah, sumber air minum yang layak, sumber penerangan, dan sanitasi layak di Provinsi Papua adalah yang terendah jika dibandingkan dengan provinsi lainnya. Di sisi lain, nilai rumah tangga yang beralaskan tanah dan persentase penduduk miskin di atas rata-rata bahkan memiliki nilai paling tinggi dibandingkan provinsi yang lain. Meskipun indikator tingkat pengangguran terbuka yang jauh di bawah rata-rata, tingkat partisipasi angkatan kerja yang paling tinggi di antara semua provinsi di Indonesia serta rata-rata pengeluaran per kapita sebulan di atas rata-rata keseluruhan provinsi di Indonesia, namun belum mampu menurunkan persentase penduduk miskin mendekati nilai rata-rata persentase penduduk miskin keseluruhan provinsi. Hal ini mengindikasikan bahwa sebagian penduduk Papua yang bekerja belum mampu mencukupi kebutuhannya dikarenakan biaya hidup di Papua relatif lebih tinggi dibandingkan dengan provinsi-provinsi lain di Indonesia. Oleh karena itu, Provinsi Papua memiliki skala prioritas tertinggi dan perlu adanya urgensi percepatan pembangunan di wilayah secara merata sehingga nilai-nilai indikator pembangunan ekonomi semakin baik.

Tiga dari lima provinsi pada klaster kedua yaitu Provinsi DKI Jakarta, Kepulauan Riau, dan Kalimantan Timur sama-sama memiliki nilai PDRB per kapita atas harga berlaku dan PDRB per kapita atas harga konstan yang sangat tinggi dibandingkan provinsi-provinsi lain. Provinsi DKI Jakarta dan Kepulauan Riau menjadi wilayah strategis dalam perdagangan dan transportasi, sedangkan Provinsi Kalimantan Timur memiliki sumber daya alam yang melimpah di sektor pertambangan dan energi. Selain itu, nilai PDRB di Provinsi DKI Jakarta sangat tinggi karena pesatnya sektor industri dan manufaktur, urbanisasi, investasi dan infrastruktur serta banyaknya tenaga kerja produktif. Provinsi Banten dan Jawa Barat tidak memiliki PDRB setinggi tiga provinsi sebelumnya, akan tetapi memiliki nilai indeks pembangunan manusia, angka partisipasi sekolah, fasilitas kesehatan, sumber air minum layak, sumber penerangan listrik, dan rata-rata pengeluaran per kapita sebulan yang melebihi rata-rata. Selain itu, nilai persentase penduduk miskin pada 5 provinsi ini juga tergolong rendah. Dengan demikian pembangunan ekonomi provinsi-provinsi anggota klaster kedua dapat dikatakan tergolong tinggi.

Terdapat 28 provinsi di Indonesia yang termasuk anggota kluster ketiga. Ciri-ciri kluster ketiga adalah sebagian besar nilai rata-rata indikator pembangunan ekonominya hampir sama dengan nilai rata-rata indikator pembangunan ekonomi keseluruhan provinsi. Indikator-indikator tersebut adalah indeks pembangunan manusia, angka partisipasi sekolah, sumber air minum layak, sumber penerangan listrik, sanitasi yang layak, tingkat partisipasi angkatan kerja, rata-rata pengeluaran per kapita sebulan dan persentase penduduk miskin. Dengan demikian pembangunan ekonomi provinsi-provinsi anggota kluster ketiga dapat dikatakan tergolong sedang.

SIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan, maka penting mempertimbangkan nilai *fuzziness exponent* m untuk mendapatkan hasil pengelompokan yang optimal. Hasil pengelompokan yang paling optimal untuk mengelompokkan Provinsi di Indonesia menjadi 3 kluster berdasarkan indikator pembangunan ekonomi menggunakan algoritma *fuzzy 3-means* diperoleh dengan nilai *fuzziness exponent* $m = 1,1$ dan $m = 1,2$. Dengan diperolehnya hasil yang optimal dapat dibuat skala prioritas dalam pembangunan ekonomi khususnya Provinsi Papua yang termasuk dalam kluster pembangunan ekonomi rendah.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penelitian ini dibiayai oleh Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Brawijaya melalui Dana Masyarakat Dokumen Pelaksanaan Anggaran (DPA) Perguruan Tinggi Berbadan Hukum (PTNBH) Universitas Brawijaya dan berdasarkan Kontrak (FMIPA) Hibah Doktor Non Lektor Kepala Nomor: 3129.11/UN10.F09/PN/2022.

DAFTAR PUSTAKA

- Ahmad, A. (2016). Evaluation of modified categorical data fuzzy clustering algorithm on the Wisconsin Breast Cancer dataset. *Scientifica (Cairo)*, 2016, 1-6. <https://doi.org/10.1155/2016/4273813>
- Alia, O. M. (2014). A decentralized fuzzy C-means-based energy-efficient routing protocol for wireless sensor networks. *The Scientific World Journal*, 2014, 1-9. <https://doi.org/10.1155/2014/647281>
- Atiyah, I. A. Z. & Taheri, S. M. (2020). Statistical and fuzzy clustering methods and their application to clustering Provinces of Iraq based on agricultural products. *AUT Journal Mathematics and Computing*, 1(1), 101-112. <https://doi.org/10.22060/ajmc.2019.14873.1013>
- Bora, D. J. & Gupta, A. K. (2014). A comparative study between fuzzy clustering algorithm and hard clustering algorithm. *International Journal of Computer Trends and Technology (IJCTT)*, 10(2), 108-113. <https://doi.org/10.14445/22312803/IJCTT-V10P119>
- Bose, I., & Chen, X. (2015). Detecting the migration of mobile service customers using fuzzy clustering. *Information & Management*, 52(2), 227-238. <https://doi.org/10.1016/j.im.2014.11.001>
- Huang, C.-W., Lin, K.-P., Wu, M.-C., Hung, K.-C., Liu, G.-S., & Jen, C.-H. (2014). Intuitionistic fuzzy c-means clustering algorithm with neighborhood attraction in segmenting medical image. *Soft Computing*, 19(2), 459-470. <https://doi.org/10.1007/s00500-014-1264-2>
- Jahromi, A. T., Er, M. J., Li, X., & Lim, B. S. (2016). Sequential fuzzy clustering based dynamic fuzzy neural network for fault diagnosis and prognosis. *Neurocomputing*, 196, 31-41. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2016.02.036>
- Kusumadewi, S. (2010). *Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung Keputusan*. Graha Ilmu, Yogyakarta
- Li, Y., Yang, G., He, H., Jiao, L., & Shang, R. (2015). A study of large-scale data clustering based on fuzzy clustering. *Soft Computing*, 20(8), 3231-3242. <https://doi.org/10.1007/s00500-015-1698-1>
- Liu, Y., Chen, J., Wu, S., Liu, Z., & Chao, H. (2018). Incremental fuzzy C medoids clustering of time series data using dynamic time warping distance. *PLOS ONE*, 13(5), 1-25. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0197499>
- Maity, S. P., Chatterjee, S., & Acharya, T. (2016). On optimal fuzzy c-means clustering for energy efficient cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks. *Digital Signal Processing*, 49, 104-115. <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2015.10.006>

- Peng, H.-W., Wu, S.-F., Wei, C.-C., & Lee, S.-J. (2015). Time series forecasting with a neuro-fuzzy modeling scheme. *Applied Soft Computing*, 32, 481-493. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2015.03.059>
- Schäfer, H., Viegas, J. L., Ferreira, M. C., Vieira, S. M., & Sousa, J. M. (2015). Analysing the segmentation of energy consumers using mixed fuzzy clustering. *2015 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)*, 1-7. <https://doi.org/10.1109/FUZZ-IEEE.2015.7338120>.
- Sert, S. A., Bagci, H., & Yazici, A. (2015). MOFCA: Multi-objective fuzzy clustering algorithm for wireless sensor networks. *Applied Soft Computing*, 30, 151-165. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2014.11.063>
- Stetco, A., Zeng, X.-j., & Keane, J. (2013). Fuzzy cluster analysis of financial time series and their volatility assessment. *2013 IEEE International Conference on Systems*. <https://doi.org/10.1109/SMC.2013.23>
- Wu, Z., Zhang, H., & Liu, J. (2014). A fuzzy support vector machine algorithm for classification based on a novel PIM fuzzy clustering method. *Neurocomputing*, 125, 119-124. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2012.07.049>
- Xianfeng, Y., & Pengfei, L. (2015). Tailoring fuzzy c-means clustering algorithm for big data using random sampling and particle swarm optimization. *International Journal of Database Theory and Application*, 8(3), 191-202. <https://doi.org/10.14257/ijdta.2015.8.3.16>.