

ANALISIS *CLUSTERING* DENGAN *FUZZY GEOGRAPHICALLY WEIGHTED CLUSTERING* (FGWC) PADA INDIKATOR INDEKS PEMBANGUNAN MANUSIA DI INDONESIA

Ariyanto Setyo Nugroho¹, Indah Manfaati Nur², M. Al Haris³

¹²³Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Muhammadiyah Semarang

e-mail : arry.setyo7@gmail.com

ABSTRAK

Indeks Pembangunan Manusia (IPM) merupakan salah satu tolak ukur dalam menentukan tingkat pembangunan ekonomi suatu daerah. Belum meratanya IPM di masing-masing provinsi, kabupaten hingga kota, tidak terlepas dari pertumbuhan indikator yang berbeda-beda. Analisis *cluster* merupakan solusi cerdas untuk memetakan masalah tersebut. *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* (FGWC) adalah salah satu metode *clustering* yang dapat digunakan. FGWC merupakan integrasi dari metode *fuzzy clustering* klasik dan unsur geo-demografi, yaitu dengan memasukkan unsur geografis dalam analisisnya sehingga *cluster* yang terbentuk akan sensitif terhadap efek lingkungan dan berpengaruh pada nilai-nilai pusat *cluster*. Untuk mendapatkan jumlah *cluster* optimal digunakan indeks IFV. Nilai IFV didapatkan nilai tertinggi pada *cluster* 5 yaitu sebesar 157,76. Sehingga akan di analisis karakteristik pada 5 *cluster* yang terbentuk. *Cluster* 5 merupakan *cluster* yang terbaik berdasarkan nilai rata-rata indikator IPM .

Kata kunci : Analisis *Cluster*, *Fuzzy Geographically Weighted Clustering*, Indeks Pembangunan Manusia

ABSTRACT

Human Development Index (HDI) is one of the benchmarks in determining the level of economic development of a region. The uneven prevalence of HDI in each province, district and city is inseparable from the growth of different indicators. Cluster analysis is a smart solution to map the problem. Fuzzy Geographically Weighted Clustering (FGWC) is one of the clustering methods that can be used. FGWC is an integration of classical fuzzy clustering and uns geo-demographic methods, by including geographic analysis in the analysis so that the clusters formed will be sensitive to environmental effects and regulate cluster center values. To get the optimal number of clusters, the IFV index is used. The highest IFV value obtained in cluster 5 is 157.76. Will be analyzed the characteristics of the 5 clusters formed. Cluster 5 is the best cluster based on the average value of HDI indicators.

Keywords : *Cluster Analysis, Fuzzy Geographically Weighted Clustering, Human Development Index*

PENDAHULUAN

Indeks Pembangunan Manusia (IPM) merupakan salah satu tolak ukur dalam menentukan tingkat pembangunan ekonomi. IPM mengukur capaian pembangunan manusia berbasis sejumlah komponen dasar kualitas hidup yaitu umur panjang dan hidup sehat (*a long and healthy life*), pengetahuan (*knowledge*) dan standar hidup layak (*decent living*). Angka IPM memberikan gambaran komprehensif mengenai tingkat pencapaian pembangunan manusia sebagai

dampak dari kegiatan pembangunan yang dilakukan oleh suatu negara/daerah. IPM di suatu daerah akan meningkat apabila ketiga unsur tersebut dapat ditingkatkan dan nilai IPM yang tinggi menandakan keberhasilan pembangunan ekonomi di daerah tersebut. Dalam perkataan lain, terdapat suatu korelasi positif antara nilai IPM dengan derajat keberhasilan pembangunan ekonomi (Tambunan, 2003). Semakin tinggi nilai IPM suatu negara/daerah, menunjukkan pencapaian pembangunan manusianya semakin

baik. Jadi setiap daerah yang memiliki angka IPM yang mendekati angka 100 maka pembangunan manusia yang ada di daerah tersebut semakin baik, sedangkan daerah yang memiliki angka IPM yang mendekati nol maka daerah tersebut memiliki pembangunan manusia yang buruk.

Selama periode 1990-2015, IPM Indonesia mengalami peningkatan rata-rata 1,07% per tahun. Di ASEAN, posisi Indonesia berada pada pertengahan, yaitu posisi kelima. Dalam kurun waktu 1970 hingga 2010, Indonesia juga mencatat perkembangan pembangunan manusia yang menakjubkan sehingga masuk dalam “*World Top Mover in HDI Improvement*”. Di ASEAN, Indonesia masih kalah bersaing dibanding Singapura, Brunei Darussalam, Malaysia, dan Thailand. IPM Singapura sudah mencapai 90,1 dan telah masuk pada kategori “sangat tinggi”. Badan Pusat Statistik (BPS) mencatat Indeks Pembangunan Manusia Indonesia telah mencapai 71,39 pada tahun 2018. Angka tersebut meningkat sekitar 0,82 dibanding sebelumnya sebesar 70,81 pada 2017. Dengan capaian IPM sebesar itu, mengindikasikan bahwa pembangunan manusia Indonesia masuk kategori tinggi.

IPM tertinggi adalah DKI Jakarta yang mencapai 80,47, sementara yang terendah Papua, yaitu 60,06. Namun, IPM Papua pada 2018 ini sudah masuk kategori sedang. Ada peningkatan dibandingkan tahun sebelumnya yang mencapai 59,09 dan masih berkategori rendah. Walaupun demikian, Provinsi Papua mencatat pertumbuhan IPM tercepat dibandingkan pencapaian IPM 2017 di 33 provinsi lainnya. Meskipun DKI Jakarta paling tinggi dan Papua paling rendah, selisih antarprovinsi sudah semakin rendah. Laju pertumbuhan IPM memang tidak dapat dinaikkan dengan mudah karena melibatkan kondisi sosial masyarakat yang sangat struktural. Belum meratanya IPM di masing-masing provinsi, kabupaten hingga kota, tidak terlepas dari pertumbuhan indikator yang berbeda-beda.

Selain itu, adapula faktor program pengembangan pembangunan manusia yang tidak sama di masing-masing daerah. Untuk itu pengelompokan wilayah provinsi di Indonesia perlu dilakukan sebagai bahan perencanaan dan evaluasi sasaran program pemerintah untuk meningkatkan angka pembangunan manusia. Pengelompokan wilayah bertujuan untuk membagi wilayah-wilayah ke dalam beberapa kelompok dengan karakteristik yang memiliki keserupaan tinggi dalam setiap kelompok dan berbeda antar kelompok (Widodo, 2012). Penelitian tentang pengelompokan terhadap Indeks Pembangunan

Manusia telah banyak dilakukan seperti (Purnamasari, 2014) yang melakukan penelitian tentang Indeks Pembangunan Manusia menggunakan metode *Fuzzy C-Means* menggunakan indeks validitas *Xie and Beni*. Penelitian lainnya yaitu (Putri, 2015) yang melakukan analisis kluster hierarki berdasarkan indikator Indeks Pembangunan Manusia.

Penelitian mengenai metode *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* (FGWC) juga telah banyak dilakukan seperti pada penelitian (Sara, 2017) yang melakukan penelitian tentang pengelompokan indikator kesejahteraan rakyat menggunakan metode FGWC dan terbentuk 3 *cluster* yang optimum. Penelitian yang lain yaitu (Hadi, 2017) melakukan penelitian untuk mengelompokkan faktor stunting pada balita di Provinsi Jawa Timur menggunakan *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* yang menghasilkan tiga *cluster* optimal dengan indeks IFV sebagai indeks validitas. Selain itu (Nurmala & Purwarianti, 2017) yang melakukan penelitian menggunakan *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* untuk mengelompokkan data sensus penduduk di Indonesia tahun 2010. Penelitian ini diintegrasikan dengan algoritma *Ant Colony Optimization* (ACO), sebagai alat optimisasi global untuk meningkatkan akurasi pengelompokan dalam tahap awal dari algoritma FGWC. Penelitian ini menggunakan indeks validitas *Classification Entropy* (CE).

Untuk mengatasi kelemahan analisis *cluster* yang sederhana, (Mason & Jacobson, 2006) memperkenalkan *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* yang merupakan penggabungan dari teknik *Fuzzy Clustering* dan *Neighborhood Effect*. FGWC merupakan integrasi dari metode *fuzzy clustering* klasik dan unsur geo-demografi. FGWC memasukkan unsur geografis dalam analisisnya sehingga *cluster* yang terbentuk akan sensitif terhadap efek lingkungan dan berpengaruh pada nilai-nilai pusat *cluster*. Pada penelitian ini akan dilakukan pengelompokan Provinsi berdasarkan indikator Indeks Pembangunan Manusia menggunakan *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* sebagai suatu pendekatan analisis *cluster* yang lebih geographically aware karena sudah melibatkan efek populasi dan jarak dalam perhitungan bobot keanggotaan tiap observasinya.

TINJAUAN PUSTAKA

1. Analisis Cluster

Analisis *cluster* merupakan salah satu teknik data mining yang bertujuan untuk mengidentifikasi sekelompok obyek yang mempunyai kemiripan

karakteristik tertentu yang dapat dipisahkan dengan kelompok obyek lainnya. Tujuan utama dari proses ini adalah untuk pengelompokan sejumlah data/obyek ke dalam sebuah *cluster* sehingga dalam setiap *cluster* akan berisi data yang semirip mungkin (Nurjanah, dkk, 2014). Pada analisis *cluster* memungkinkan untuk melakukan pengelompokan pada data yang besar sehingga penggunaannya menjadi lebih praktis (Kucherov & Kurenkov, 2017).

Objek akan dikelompokkan ke dalam satu atau lebih *cluster* sehingga objek-objek yang berada dalam satu *cluster* akan mempunyai kesamaan yang tinggi antara satu dengan lainnya. Objek-objek dikelompokkan berdasarkan prinsip memaksimalkan kesamaan objek pada *cluster* yang sama dan memaksimalkan ketidaksamaan pada *cluster* yang berbeda.

2. Fuzzy Geographically Weighted Clustering

Analisis *Cluster Fuzzy Geographically Weighted Clustering* (FGWC) merupakan salah satu analisis yang dapat mengatasi kelemahan metode *clustering* yang lainnya, yaitu metode *Fuzzy C-Means*. Analisis *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* pertama kali diperkenalkan oleh (Mason & Jacobson, 2006). FGWC merupakan perbaikan dari algoritma *Fuzzy Geodemographics* yang diusulkan oleh (Feng dan Flowerdew, 1998). Pengaruh satu area terhadap area yang lainnya dianggap oleh FGWC sebagai produk dari populasi pada daerah tersebut (Wijayanto & Purwarianti, 2014).

Pada setiap iterasi di pengelompokan *fuzzy clustering*, penentuan keanggotaan kelompok menggunakan rumus :

$$\mu'_i = \alpha\mu_i + \beta \frac{1}{A} \sum_j^n w_{ij}\mu_j$$

dengan :

μ'_i : Nilai keanggotaan baru dari objek i

μ_i : Nilai keanggotaan lama dari objek i

w_{ij} : Ukuran penimbang sejumlah interaksi antar wilayah

A : Nilai untuk memastikan nilai penimbang tidak lebih dari 1

α dan β merupakan faktor pengali untuk nilai keanggotaan yang lama dan nilai penimbang dari rerata keanggotaan unit observasi lain. Nilai α dan β didefinisikan sebagai berikut : $\alpha + \beta = 1$.

Penimbang keanggotaan (w_{ij}) didefinisikan sebagai berikut.

$$w_{ij} = \frac{(m_i m_j)^2}{d_{ij}^a}$$

dengan:

m_i : Jumlah populasi dari wilayah i

m_j : Jumlah populasi dari wilayah j

d_{ij} : Jarak antara wilayah i dan wilayah j

3. Fungsi Objektif FGWC

Metode FGWC dapat mengatasi kelemahan dari salah satu metode *clustering* yaitu metode *Fuzzy C-Means*. Algoritma *Fuzzy C-Means* masih memiliki kelemahan dalam tahap inialisasinya. Untuk mengatasi kelemahan dan keterbatasan dalam algoritma FCM, algoritma FGWC digunakan untuk menentukan cluster yang memiliki efek geografis didalamnya.

Fungsi objektif dari FGWC adalah :

$$J_{FGWC}(U, V; X) = \sum_{i=k}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m \|v_i - x_k\|^2$$

dengan :

U : Matriks keanggotaan

V : Matriks untuk pusat *cluster*

X : Matriks untuk data

v_i : Pusat *cluster* untuk objek i

u_{ik} : Elemen dari matriks keanggotaan

x_k : Titik data

m : *Fuzziness*, parameter yang digunakan untuk mengukur tingkat kesamaran dari hasil pengelompokan, $m > 1$.

Adapun pusat *cluster* dapat didefinisikan sebagai berikut :

$$V_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m}$$

Mendefinisikan matriks keanggotaan juga diperlukan sebelum melakukan algoritma FGWC. Matriks keanggotaan dapat dihitung menggunakan rumus :

$$U_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{\|v_i - x_k\|}{\|v_j - x_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}}$$

4. Indeks Validitas

Pada konsep *fuzzy clustering*, suatu anggota dapat menjadi anggota beberapa *cluster* sekaligus menurut derajat keanggotaannya. Untuk menentukan jumlah *cluster* yang optimal maka perlu adanya pengukuran indeks validitas. Adapun indeks validitas yang sering digunakan untuk *fuzzy clustering* yaitu IFV Index.

Penggunaan Indeks IFV telah dilakukan seperti pada penelitian (Hadi, 2017) dan (Putra, 2016). Indeks IFV sering digunakan untuk memvalidasi pengelompokan *fuzzy* dengan data spasial, karena sifatnya yang kuat dan stabil (Chunchun dkk., 2008). Ketika nilai IFV maksimum maka kualitas *cluster* semakin baik.

Ukuran persamaannya diuraikan sebagai berikut :

$$IFV = \frac{1}{c} \sum_j^c \left\{ \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \mu_{kj}^2 \left[\log_2 c - \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \log_2 \mu_{kj} \right]^2 \right\} \frac{SD_{max}}{\sigma_D}$$

μ_{ij} : keanggotaan titik data j di dalam *cluster* i

N : Jumlah titik data (records)

c : Jumlah *cluster*

V_k : pusat cluster ke- k

5. Indikator IPM

Adapun indikator yang dipilih untuk mengukur dimensi Indeks Pembangunan Manusia adalah sebagai berikut (UNDP, *Human Development Report* 1993):

a) Angka Harapan Hidup

Angka Harapan Hidup saat Lahir (AHH) didefinisikan sebagai rata-rata perkiraan banyak tahun yang dapat ditempuh oleh seseorang sejak lahir. AHH mencerminkan derajat kesehatan suatu masyarakat. Angka Harapan Hidup merupakan alat untuk mengevaluasi kinerja pemerintah dalam meningkatkan kesejahteraan penduduk pada umumnya, dan meningkatkan derajat kesehatan pada khususnya.

b) Angka Kematian Bayi

Angka Kematian Bayi (AKB) adalah banyaknya kematian bayi yang belum berusia tepat satu tahun per 1000 kelahiran hidup dalam satu tahun. Angka kematian bayi merupakan indikator yang penting untuk mencerminkan keadaan derajat kesehatan di suatu masyarakat. karena bayi yang baru lahir sangat sensitif terhadap keadaan lingkungan tempat tinggal bayi tersebut

c) Harapan Lama Sekolah

Harapan lama sekolah didefinisikan sebagai lamanya sekolah (dalam tahun) yang diharapkan akan dirasakan oleh anak pada umur tertentu di masa mendatang. Harapan lama sekolah dihitung untuk penduduk berusia 7 tahun ke atas. Indikator ini dapat digunakan untuk mengetahui kondisi pembangunan sistem pendidikan di berbagai jenjang yang ditunjukkan dalam bentuk lamanya pendidikan

(dalam tahun) yang diharapkan dapat dicapai oleh setiap anak.

d) Rata-rata Lama Sekolah

Rata-rata lama sekolah menggambarkan jumlah tahun yang digunakan oleh penduduk usia 25 tahun ke atas dalam menjalani pendidikan formal. Penghitungan rata-rata lama sekolah menggunakan dua batasan yang dipakai sesuai kesepakatan UNDP. Rata-rata lama sekolah memiliki batas maksimumnya 15 tahun dan batas minimum sebesar 0 tahun. Rata-rata lama sekolah mengindikasikan makin tingginya pendidikan yang dicapai oleh masyarakat di suatu daerah. Semakin tinggi rata-rata lama sekolah berarti semakin tinggi jenjang pendidikan yang dijalani.

e) Paritas Daya Beli

Pengukuran daya beli masyarakat kabupaten/kota ataupun provinsi, menggunakan rata-rata konsumsi yang dianggap paling dominan dari hasil Survei Sosial Ekonomi Nasional (SUSENAS) yang telah di standarkan agar dapat digunakan sebagai perbandingan antar daerah dan waktu sesuai indeks daya beli Terdapat 96 komoditi yang dipilih, terdiri dari 66 komoditi adalah jenis makanan sedangkan 30 komoditi lainnya adalah jenis non makanan. Rata-rata pengeluaran per kapita dibuat konstan/riil dengan tahun dasar 2012=100. Perhitungan paritas daya beli (PPP) menggunakan metode Rao.

f) Tingkat Pengangguran Terbuka

Menurut BPS Indonesia tingkat pengangguran terbuka (TPT) adalah persentase jumlah pengangguran terhadap jumlah angkatan kerja. Tingkat pengangguran dapat di ukur dari banyaknya jumlah orang yang menganggur. Semakin banyak jumlah pengangguran maka akan mengakibatkan permasalahan sosial, diantaranya semakin banyak pengangguran maka semakin minim pendapatan masyarakat tersebut.

METODE PENELITIAN

1. Sumber Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS). Data dalam penelitian ini mencakup seluruh data provinsi di Indonesia. Data sekunder tersebut merupakan data indikator Indeks Pembangunan Manusia (IPM) tahun 2018.

2. Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah indikator-indikator Indeks Pembangunan

Manusia yang bersumber dari Badan Pusat Statistik (BPS). Indikator-indikator yaitu Angka Harapan Hidup (X1), Angka Kematian Bayi per seribu penduduk (X2), Harapan Lama Sekolah (X3), Rata-rata Lama Sekolah (X4), Pengeluaran per Kapita yang disesuaikan (X5) dan Tingkat Pengangguran Terbuka (X6).

3. Langkah-langkah penelitian

Adapun langkah-langkah penelitian ini adalah:

1. Mendeskripsikan karakteristik provinsi di Indonesia berdasarkan indikator indeks pembangunan manusia.
2. Analisis *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* (FGWC) untuk mengelompokkan provinsi di Indonesia berdasarkan indikator indeks pembangunan manusia. Untuk langkah-langkah analisis menggunakan FGWC sebagai berikut :

a) Menyusun matriks ukuran $n \times m$, dimana n adalah banyaknya pengamatan sebanyak 34 (Provinsi di Indonesia) dan m adalah banyaknya indikator yaitu sebanyak 6 (enam) indikator.

b) Menentukan parameter *fuzzy clustering* serta jumlah *cluster* (c) yang akan dibentuk, yaitu 2 hingga 6 *cluster* dan untuk menentukan penimbang keanggotaan menggunakan rumus :

$$w_{ij} = \frac{(m_i m_j)^2}{d_{ij}^q}$$

c) Mengklasifikasi data sesuai dengan jumlah *cluster* yang ditentukan

d) Membentuk matriks U sebagai matriks partisi awal

e) Menghitung nilai *centroid* dari masing-masing *cluster* dengan rumus:

$$V_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m}$$

f) Memperbaiki matriks partisi untuk setiap iterasi menggunakan persamaan:

$$U_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{\|v_i - x_k\|}{\|v_j - x_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}}$$

g) Menentukan kriteria penghentian iterasi, yaitu apabila perubahan nilai *membership function* masih diatas nilai *threshold* yang ditentukan atau apabila perubahan pada nilai *centroid* masih diatas nilai *threshold* yang ditentukan atau apabila perubahan pada nilai objektif masih diatas nilai I yang ditentukan, maka kembali ke langkah c.

3. Menentukan jumlah *cluster* yang optimal pada analisis FGWC menggunakan indeks validitas IFV.

4. Menganalisis karakteristik masing-masing kelompok terbentuk berdasarkan indikator indeks pembangunan manusia setelah terbentuk *cluster* optimal pada analisis *Fuzzy Geographically Weighted Clustering*.
5. Menentukan *cluster* berapa yang paling baik menggunakan FGWC untuk pengelompokan Provinsi di Indonesia berdasarkan indikator Indeks Pembangunan Manusia.

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Gambaran Karakteristik Provinsi Berdasarkan Indikator IPM

Tabel 1. Rata-rata Indikator IPM

VAR	MINIMAL	MAKSIMAL	RATA-RATA	STANDAR DEVIASI
AHH	64.58	74.82	69.62	2.61
AKB	10	49	28.38	9.65
HLS	10.83	15.56	13.03	0.77
RLS	6.52	11.05	8.37	0.95
PPP	7159	18128	10622	2167.46
TPT	0.86	8.16	4.54	1.68

Tabel diatas menunjukkan bahwa nilai maksimal dari variabel Angka Harapan Hidup (AHH) yaitu sebesar 74,82 tahun yaitu di provinsi D.I Yogyakarta. Variabel Angka Kematian Bayi (AKB) mempunyai nilai maksimal yaitu sebesar 49 kejadian yaitu di provinsi Sulawesi Barat. Nilai Maksimum dari variabel Harapan Lama Sekolah (HLS) yaitu sebesar 15,56 tahun yaitu di provinsi D.I Yogyakarta. Rata-rata Lama Sekolah (RLS) memiliki nilai maksimal yaitu sebesar 11,05 tahun yaitu di provinsi DKI Jakarta. Nilai maksimum variabel Paritas Daya Beli (PPP) yaitu sebesar 18128 ribu rupiah/orang/tahun yaitu di provinsi DKI Jakarta. Sedangkan variabel Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) nilai maksimumnya sebesar 8,16 persen yaitu di provinsi Jawa Barat.

2. Pengelompokan Provinsi Berdasarkan Indikator IPM Menggunakan FGWC

Langkah awal sebelum melakukan analisis FGWC adalah menentukan parameter *fuzzy clustering* yaitu jumlah *cluster* sebanyak 2 sampai 6 *cluster*, m sebesar 2 dan nilai *threshold* sebesar 10^{-5} .

Berikut ini adalah beberapa *cluster* yang terbentuk :

- a) FGWC 2 Cluster

Tabel 2. Anggota Cluster 2

Provinsi	Derajat Keanggotaan	Cluster
BALI	0.7614555	1
KEP. BANGKA BELITUNG	0.7680073	1
BANTEN	0.8157480	1

BENGKULU	0.5900678	2
DI YOGYAKARTA	0.7621823	1
DKI JAKARTA	0.6891737	1
GORONTALO	0.6721839	2
PAPUA BARAT	0.5930834	2
JAMBI	0.5038164	2
JAWA BARAT	0.7428759	1
JAWA TENGAH	0.7639333	1
JAWA TIMUR	0.8405900	1
KALIMANTAN BARAT	0.6057153	2
KALIMANTAN SELATAN	0.8249385	1
KALIMANTAN TENGAH	0.7845691	1
KALIMANTAN TIMUR	0.8151702	1
KEP. RIAU	0.7043089	1
LAMPUNG	0.6179478	2
MALUKU	0.6357325	2
MALUKU UTARA	0.5947199	2
ACEH	0.6748940	2
NUSA TENGGARA BARAT	0.5017674	1
NUSA TENGGARA TIMUR	0.5514455	2
PAPUA	0.5546406	2
RIAU	0.7487624	1
SULAWESI BARAT	0.6379127	2
SULAWESI SELATAN	0.7037673	1
SULAWESI TENGAH	0.6690670	2
SULAWESI TENGGARA	0.6556660	2
SULAWESI UTARA	0.6677636	1
SUMATERA BARAT	0.6316001	1
SUMATERA SELATAN	0.6387065	1
SUMATERA UTARA	0.5085574	1
KALIMANTAN UTARA	0.6290030	2

Cluster 1 beranggotakan 19 Provinsi yang cenderung berada di wilayah bagian barat Indonesia. Sedangkan *cluster 2* beranggotakan 15 Provinsi yang cenderung berada di wilayah bagian timur Indonesia.

b) FGWC 4 Cluster

Provinsi	Derajat Keanggotaan	Cluster
BALI	0.5284377	2
KEP. BANGKA BELITUNG	0.3423507	1
BANTEN	0.4153227	1
BENGKULU	0.5467980	1
DI YOGYAKARTA	0.5156168	2
DKI JAKARTA	0.3551178	1
GORONTALO	0.4307052	1
PAPUA BARAT	0.5180845	4
JAMBI	0.5801943	1
JAWA BARAT	0.5226797	1
JAWA TENGAH	0.5796781	1
JAWA TIMUR	0.4428510	3
KALIMANTAN BARAT	0.5215413	4
KALIMANTAN SELATAN	0.4004822	3
KALIMANTAN TENGAH	0.6436899	3
KALIMANTAN TIMUR	0.4109366	3
KEP. RIAU	0.5314342	2
LAMPUNG	0.4730827	1
MALUKU	0.5801069	4
MALUKU UTARA	0.5233819	4
ACEH	0.4363312	4
NUSA TENGGARA BARAT	0.5149049	1
NUSA TENGGARA TIMUR	0.4511121	4
PAPUA	0.4358636	4
RIAU	0.5881325	3
SULAWESI BARAT	0.5078461	4
SULAWESI SELATAN	0.4990328	3
SULAWESI TENGAH	0.3378008	4
SULAWESI TENGGARA	0.4379504	4
SULAWESI UTARA	0.6982680	1
SUMATERA BARAT	0.6817100	1

SUMATERA SELATAN	0.6918309	1
SUMATERA UTARA	0.5570233	1
KALIMANTAN UTARA	0.5350057	4

Cluster 1 beranggotakan 14 Provinsi yang cenderung berada di wilayah bagian barat Indonesia. *Cluster 2* hanya beranggotakan 3 Provinsi. *Cluster 3* beranggotakan 6 Provinsi yang cenderung berada di wilayah bagian tengah Indonesia. Sedangkan *cluster 4* beranggotakan 11 Provinsi yang cenderung berada di wilayah bagian timur Indonesia.

c) FGWC 5 Cluster

Tabel 4. Anggota Cluster 5

Provinsi	Derajat Keanggotaan	Cluster
BALI	0.5190267	5
KEP. BANGKA BELITUNG	0.3744826	4
BANTEN	0.5181757	1
BENGKULU	0.5938586	4
DI YOGYAKARTA	0.5130840	5
DKI JAKARTA	0.4185465	4
GORONTALO	0.4418104	3
PAPUA BARAT	0.5510276	2
JAMBI	0.7057829	4
JAWA BARAT	0.7190544	4
JAWA TENGAH	0.7465307	4
JAWA TIMUR	0.4700776	4
KALIMANTAN BARAT	0.4232939	3
KALIMANTAN SELATAN	0.5635840	1
KALIMANTAN TENGAH	0.7378681	4
KALIMANTAN TIMUR	0.5857410	1
KEP. RIAU	0.5258376	5
LAMPUNG	0.4162658	4
MALUKU	0.3748832	3
MALUKU UTARA	0.5184783	2
ACEH	0.5324339	3
NUSA TENGGARA BARAT	0.5949256	4
NUSA TENGGARA TIMUR	0.5056303	2
PAPUA	0.4799080	2
RIAU	0.7780170	4
SULAWESI BARAT	0.5168776	3
SULAWESI SELATAN	0.7242421	4
SULAWESI TENGAH	0.5571031	3
SULAWESI TENGGARA	0.5530458	3
SULAWESI UTARA	0.7464051	4
SUMATERA BARAT	0.8046175	4
SUMATERA SELATAN	0.7728998	4
SUMATERA UTARA	0.6940177	4
KALIMANTAN UTARA	0.4782541	3

Cluster 1 hanya beranggotakan 3 Provinsi yang cenderung berada di wilayah bagian tengah Indonesia. *Cluster 2* beranggotakan 4 Provinsi yang cenderung berada di wilayah bagian timur Indonesia. *Cluster 3* beranggotakan 8 Provinsi yang cenderung berada di pulau Sulawesi. *Cluster 4* beranggotakan 16 Provinsi yang cenderung berada di wilayah bagian barat Indonesia. Sedangkan *cluster 5* hanya beranggotakan 3 Provinsi.

d) FGWC 6 Cluster

Tabel 5. Anggota Cluster 6

Provinsi	Derajat Keanggotaan	Cluster
BALI	0.5178843	4
KEP. BANGKA BELITUNG	0.3877238	2
BANTEN	0.5392664	2
BENGKULU	0.5652876	1
DI YOGYAKARTA	0.3379800	4
DKI JAKARTA	0.3549726	6
GORONTALO	0.3164734	1
PAPUA BARAT	0.5433347	5
JAMBI	0.6330434	1
JAWA BARAT	0.6133844	6
JAWA TENGAH	0.6537600	6
JAWA TIMUR	0.5442123	6
KALIMANTAN BARAT	0.4606754	3
KALIMANTAN SELATAN	0.5675986	2
KALIMANTAN TENGAH	0.7262124	6
KALIMANTAN TIMUR	0.5692987	2
KEP. RIAU	0.5229744	4
LAMPUNG	0.3420117	1
MALUKU	0.4190340	3
MALUKU UTARA	0.4979551	5
ACEH	0.5251469	3
NUSA TENGGARA BARAT	0.5446834	1
NUSA TENGGARA TIMUR	0.5050373	5
PAPUA	0.4696333	5
RIAU	0.6800403	6
SULAWESI BARAT	0.5405844	3
SULAWESI SELATAN	0.6464934	6
SULAWESI TENGAH	0.4712476	3
SULAWESI TENGGARA	0.5419456	3
SULAWESI UTARA	0.5605271	6
SUMATERA BARAT	0.4460358	1
SUMATERA SELATAN	0.4304206	6
SUMATERA UTARA	0.5977281	1
KALIMANTAN UTARA	0.5118622	3

Cluster 1 beranggotakan 7 Provinsi. Cluster 2 beranggotakan 4 Provinsi. Cluster 3 beranggotakan 8 Provinsi yang cenderung berada di wilayah bagian tengah Indonesia. Cluster 4 hanya beranggotakan 3 Provinsi. Cluster 5 beranggotakan 4 Provinsi yang cenderung berada di wilayah bagian timur Indonesia. Sedangkan cluster 6 beranggotakan 9 Provinsi yang cenderung berada di wilayah bagian barat Indonesia.

Tabel 6. Fungsi Objektif Tiap Cluster

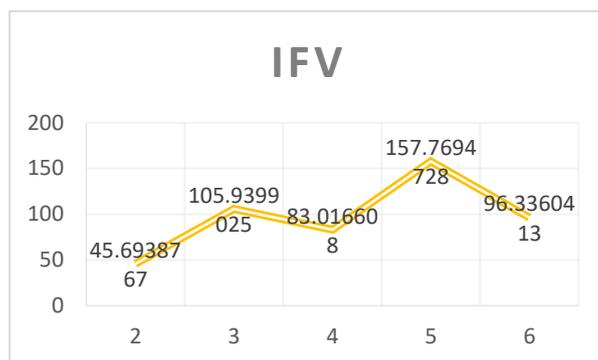
CLUSTER	FUNGSI OBJEKTIF
2	72067228
3	44984540
4	29506703
5	26624472
6	20544559

Berdasarkan Tabel diatas diketahui bahwa fungsi objektif maksimal terletak pada cluster 2 (dua). Untuk mengetahui jumlah cluster yang paling optimal perlu dilakukan analisis pemilihan cluster optimal menggunakan indeks validitas IFV

3. Penentuan Jumlah Cluster Optimal

Penentuan jumlah cluster menggunakan indeks validitas mempunyai tujuan untuk mengetahui jumlah cluster yang paling optimal. Dalam penelitian ini menggunakan indeks validitas IFV.

Untuk mengevaluasi indeks IFV akan divisualisasikan dalam bentuk diagram garis untuk memudahkan pencarian cluster optimal.



Berdasarkan Gambar diatas, nilai IFV tertinggi sebesar 157,76 yang terletak pada jumlah cluster 5.

4. Analisis Karakteristik Provinsi Berdasarkan Indikator IPM Menggunakan FGWC

Tabel 7. Rata-rata Indikator Anggota Cluster 5

C	AHH	AKB	HLS	RLS	PPP	TPT
1	70.61	24.66	13	8.7	11991	6.17
2	66.27	41	12.52	7.45	7630.25	4.05
3	68.55	31.12	13.23	8.35	9168.75	4.35
4	70.35	26.18	12.91	8.38	11220.44	4.67
5	72.04	19.66	13.87	9.26	13936	3.45

Tabel diatas menunjukkan evaluasi permasalahan masing-masing indikator Indeks Pembangunan Manusia (IPM) pada masing-masing cluster. Cluster 1 merupakan cluster dengan nilai indikator IPM yang cukup baik. Pada cluster ini nilai indikator HLS sudah cukup tinggi akan tetapi nilai indikator RLS masih perlu dilakukan evaluasi untuk meningkatkan nilainya. Sedangkan untuk indikator AKB perlu dilakukan evaluasi untuk menurunkan nilainya karena nilai AKB yang kecil akan berpengaruh bagi kenaikan nilai IPM. Pada indikator PPP dan Indikator TPT mempunyai nilai yang tinggi. Nilai TPT yang tinggi mengindikasikan bahwa keadaan perekonomian suatu daerah masih belum baik dan perlu dilakukan evaluasi untuk menurunkan angka pengangguran.

Cluster 2 merupakan cluster yang dapat dikatakan jelek karena mempunyai nilai indikator yang rendah. Nilai indikator AKB pada cluster ini merupakan nilai tertinggi dibanding dengan cluster lainnya tetapi mempunyai nilai indikator AHH yang rendah. Hal ini tentu sangat tidak baik untuk keadaan kesehatan masyarakat di daerah yang

termasuk dalam *cluster* ini. Indikator lain seperti HLS dan RLS juga masih perlu dilakukan evaluasi karena mempunyai nilai yang rendah. Untuk nilai indikator PPP sangat perlu evaluasi untuk meningkatkan nilainya dan nilai TPT agar tetap rendah karena indikator ini menunjukkan keadaan ekonomi masyarakat.

Cluster 3 merupakan *cluster* yang cukup baik meskipun ada beberapa indikator yang bernilai tidak cukup baik. Nilai indikator AHH yang rendah dan AKB yang tinggi pada *cluster* ini mengindikasikan bahwa keadaan kesehatan masyarakat anggota *cluster* tidak cukup baik. Meskipun nilai HLS sudah tinggi tetapi nilai RLS pada *cluster* ini masih tergolong pada kategori menengah. Sedangkan pada indikator PPP dan TPT belum mempunyai nilai yang tinggi. Sehingga perlu evaluasi untuk menaikkan nilai PPP dan menurunkan nilai TPT.

Cluster 4 juga merupakan *cluster* yang sudah cukup bagus. Nilai indikator AHH yang tinggi dan nilai AKB yang tidak terlalu tinggi. Hal ini mengindikasikan bahwa keadaan kesehatan masyarakat sudah cukup baik. Nilai indikator HLS dan RLS pada *cluster* ini masih belum cukup tinggi sehingga perlu evaluasi untuk meningkatkan nilai indikator pada *cluster* ini agar keadaan pendidikan semakin baik. Nilai indikator PPP yang tinggi serta nilai TPT yang tidak terlalu tinggi dapat menggambarkan keadaan ekonomi di *cluster* ini dikatakan cukup baik.

Cluster 5 merupakan *cluster* yang terbaik dibandingkan dengan *cluster* lainnya. Karena terdapat banyak nilai indikator yang tinggi. Nilai AHH merupakan yang tertinggi dan nilai AKB di *cluster* ini rendah. Hal ini berarti keadaan kesehatan masyarakat sudah sangat baik. Pada indikator HLS dan RLS mempunyai nilai sangat tinggi yang mengindikasikan bahwa keadaan pendidikan pada *cluster* ini sudah sangat baik. Kemudian pada indikator PPP merupakan yang tertinggi serta memiliki nilai TPT yang rendah. Hal ini berarti bahwa keadaan ekonomi di *cluster* ini sudah baik.

KESIMPULAN

1. Deskripsi mengenai indikator Indeks Pembangunan Manusia Provinsi di Indonesia menggunakan analisis deskriptif didapatkan bahwa indikator IPM yang bernilai tinggi masih banyak di wilayah Indonesia bagian barat.
2. Pengelompokan Provinsi di Indonesia berdasarkan indikator Indeks Pembangunan

Manusia tahun 2018 menggunakan *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* terbentuk 5 *cluster* optimal dengan menggunakan indeks IFV.

3. Berdasarkan analisis karakteristik tiap *cluster*, disimpulkan bahwa *cluster* yang paling baik yaitu *cluster 5* dikarenakan memiliki nilai indikator IPM yang lebih tinggi dibanding *cluster* lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

- Badan Pusat Statistik. 2018. Indeks Pembangunan Manusia di Indonesia Tahun 2018. Jakarta.
- Tambunan, T. H. 2003. *Perekonomian Indonesia*. Jakarta : Ghalia Indonesia.
- Widodo, A. P. 2012. Perbandingan Metode *Fuzzy C-Means* dan *Fuzzy C-Shell Clustering* (Studi Kasus: Kabupaten/Kota di Pulau Jawa Berdasarkan Variabel Pembentuk Indeks Pembangunan Manusia). Surabaya : Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Sara, D. S. 2018. *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* Untuk Pengelompokan Indikator Kesejahteraan Rakyat Di Provinsi Jawa Tengah. Semarang : Universitas Muhammadiyah Semarang.
- Purnamasari, S. B. 2014. Pemilihan *Cluster* Optimum Pada *Fuzzy C-Means* (Studi Kasus: Pengelompokan Kabupaten/Kota di Jawa Tengah Berdasarkan Indikator Indeks Pembangunan Manusia). Semarang : Universitas Diponegoro.
- Putra, F. H. 2016. Pengelompokan Wilayah Bencana Endemi Demam Berdarah *Dengue* Di Jawa Timur Dengan FGWC PSO. Jakarta : Sekolah Tinggi Ilmu Statistik.
- Putri, R. & Widodo, E. 2015. Analisis Klaster Hierarki Untuk Pengelompokan Kabupaten/Kota Di Jawa Tengah Berdasarkan Indikator Indeks Pembangunan Manusia (IPM). Yogyakarta : Universitas Islam Indonesia.
- Chunchun, H., Lingkui, M. dan Wenzhong, S. 2008. *Fuzzy Clustering Validity For Spatial Data, Geo-spatial Information Science*, Vol. 11, No. 3, pp. 191-196.
- Feng, Z. dan Flowerdew, R. 1998. *Fuzzy Geodemographic: A Contribution from Fuzzy Clustering Methods*, dalam *Innovations In GIS*

5: *Selected Papers From The Fifth National Conference On GIS Research UK*, Carter, S. , CRC Press, Taylor & Francis Group, pp. 119-127.

Hadi, B. S. 2017. Pendekatan *Modified Particle Swarm Optimization* dan *Artificial Bee Colony* pada *Fuzzy Geographically Weighted Clustering*. Surabaya : Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Kucherov, A., & Kurenkov, V. 2017. *Use of Cluster Analysis for Development of Star Tracker Mass Statistical Model*. In 6th Russian-German Conference on Electric Propulsion and Their Application (Vol. 185, pp. 227–230). Elsevier B.V.
<https://doi.org/10.1016/j.proeng.2017.03.304>

Mason, G. A., & Jacobson, R. D. 2006. *Fuzzy Geographically Weighted Clustering*. In *Proceedings of the 9th International Conference on Geocomputation* (pp. 1–7).

Nurjanah, N, Farmadi, A., & Indriani, F. 2014. Implementasi Metode *Fuzzy C-Means* Pada Sistem *Clustering* Data Varietas Padi. *Jurnal Ilmu Komputer*, 1(1), 23–32.

Nurmala, N., & Purwarianti, A. 2017. *Improvement of Fuzzy Geographically Weighted Clustering-Ant Colony Optimization Performance using Context-Based Clustering and CUDA Parallel Programming*. *ITB Journal of Science*, 11(1), 21–37.

<https://doi.org/10.5614/itbj.ict.res.appl.2017.11.1.2>

