



Jurnal Litbang Edusaintech (JLE)

<http://journal.pwmjateng.com/index.php/jle>

Fuzzy Geographically Weighted Clustering dengan *Gravitational Search Algorithm* pada Kasus Penyandang Masalah Kesejahteraan Sosial di Provinsi Jawa Tengah

Syaidati Mashfufah¹ Indah Manfa'ati Nur¹ Mob Yamin Daryab²

¹Program Studi Statistika, FMIPA Universitas Muhammadiyah Semarang

²Program Studi Ilmu Politik, FISIP UIN Walisongo Semarang

* Correspondence: masfufah@gmail.com

ABSTRACTS

One of some indicators of the successful of social welfare development in Central Java was decreasing the population of people with social welfare problems (PMKS). One exertion that can be done was grouping or clustering the areas in Central Java based on 26 indicators of PMKS. Fuzzy Geographically Weighted Clustering (FGWC) algorithm is a clustering analysis that observing the effect of area. However, FGWC has limitation in initialization centroid phase that makes it trapped to local optimal. The limitation can be addressed with the Gravitational Search Algorithm (GSA) approach. The purpose of GSA was to optimize the value objective function. This research applied FGWC-GSA on PMKS in Central Java Province contained 26 indicators. Some validity indexes were applied to determine the best cluster. This research clustering the areas of Central Java in to two clusters. The first cluster contained 24 districts and cities, and the second cluster contained 11 districts.

ARTICLE INFO

Article History:

Received 09 Okt 2020

Revised 27 Mei 2021

Accepted 29 Mei 2021

Available online 31 Mei 2021

Keyword:

FGWC,

FGWC-GSA,

PMKS,

Validity Index

ABSTRAK

Salah satu indikator keberhasilan pembangunan kesejahteraan sosial di Jawa Tengah adalah menurunnya jumlah Penyandang Masalah Kesejahteraan Sosial (PMKS). Salah satu upaya yang dapat dilakukan adalah pengelompokan atau pengelompokan wilayah di Jawa Tengah berdasarkan 26 indikator PMKS. Algoritma Fuzzy Geographical Weighted Clustering (FGWC) merupakan analisis clustering yang mengamati efek yang luas. Namun FGWC memiliki keterbatasan dalam inisialisasi fase sentroid yang membuatnya tetap pada optimal lokal. Batasan ini dapat diatasi dengan menggunakan pendekatan Gravitational Search Algorithm (GSA). Tujuan GSA adalah untuk mengoptimalkan fungsi tujuan nilai. Penelitian ini menerapkan FGWC-GSA pada PMKS di Provinsi Jawa Tengah yang terdiri dari 26 indikator. Beberapa indeks validitas diterapkan untuk menentukan cluster terbaik. Studi ini mengelompokkan wilayah Jawa Tengah menjadi dua cluster. Cluster pertama terdiri dari 24 kabupaten dan kota, dan cluster kedua terdiri dari 11 kecamatan.

Keyword:

FGWC,

FGWC-GSA,

PMKS,

Indeks Validitas

1. PENDAHULUAN

Penyandang Masalah Kesejahteraan Sosial (PMKS) adalah perseorangan, keluarga, kelompok, dan atau masyarakat yang mengalami hambatan, kesulitan atau gangguan dan tidak dapat melaksanakan fungsi sosialnya sehingga kebutuhan hidup baik jasmani, rohani maupun sosial tidak dapat terpenuhi dengan baik secara wajar dan memadai (Rachmawati & Harini, 2016) (Dinsos DIY, 2019). Pada tahun 2017 PMKS di Jawa Tengah turun sekitar 42 ribu sejumlah 4.92 juta sedangkan pada tahun 2016 sejumlah 4.96 juta.

Salah satu indikator keberhasilan pembangunan kesejahteraan sosial di Jawa Tengah adalah semakin berkurangnya populasi Penyandang Masalah Kesejahteraan Sosial (PMKS) (Dinsos Jateng, 2017). Suatu analisis perlu dilakukan untuk mendukung penanganan PMKS dan menciptakan usaha kesejahteraan sosial. Salah satu hal yang dapat dilakukan yaitu pengelompokan data PMKS sesuai dengan karakteristik masing-masing wilayah (Bappeda, 2013) dengan analisis kluster.

Analisis kluster atau klustering merupakan teknik *unsupervised learning* (Saha & Das, 2017). Klustering merupakan suatu proses untuk membagi data menjadi beberapa kelompok sehingga objek dalam satu kelompok memiliki tingkat kemiripan yang besar dan sangat berbeda dengan objek pada kelompok lain (Han, Kamber, & Pei, 2012). Salah satu algoritma klustering yang telah sering digunakan dalam penelitian adalah algoritma *Fuzzy C-Means*.

Fuzzy C-Means (FCM) pertama kali diperkenalkan oleh Dunn (1973) kemudian dikembangkan oleh Bezdek (1981). FCM menghubungkan derajat keanggotaan dan jarak suatu objek pada pusat kelompoknya. Suatu objek akan cenderung menjadi anggota suatu kelompok jika objek tersebut memiliki nilai derajat keanggotaan tertinggi (Hadi, 2017).

Fuzzy Geographically Weighted Clustering (FGWC) adalah algoritma klustering yang merupakan perbaikan dari algoritma *Fuzzy C-Means* (FCM). Pada algoritma FGWC efek kewilayahan telah diperhitungkan pada penghitungan nilai keanggotaannya (Mason & Jacobson, 2007). Penelitian (Son, Cuong, Lanzi, & Thong, 2012) (Son, Lanzi, Cuong, & Hung, 2013) telah menyatakan bahwa FGWC merupakan algoritma yang sesuai digunakan untuk efek kewilayahan. Namun FGWC mudah terjebak ke dalam lokal optima. Hal tersebut disebabkan inisialisasi pusat awal kluster dilakukan secara acak

(Nurmala & Purwarianti, 2017). Untuk menangani keterbatasan tersebut digunakan *Gravitational Search Algorithm* (GSA). GSA merupakan salah satu metode optimasi *heuristic* (Mulyanto & Wahono, 2015) yang berfokus mendapatkan solusi global dengan mengoptimalkan nilai fungsi objektif agar tidak terjebak pada lokal optima sehingga menghasilkan kualitas kluster yang baik. Penelitian dengan menggunakan algoritma FGWC-GSA pernah dilakukan oleh (Pamungkas & Pramana, 2018).

Pada penelitian ini pengelompokan wilayah kabupaten /kota di Jawa Tengah dilakukan dengan algoritma FGWC yang diintegrasikan dengan GSA. Untuk memilih kelompok terbaik, digunakan indeks validitas *Partition Coefficient Index*, *Classification Entropy Index*, *Separation Index*, *Xie Beni Index* dan *IFV Index*.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Teknik Pengumpulan Data

Fuzzy Geographically Weighted Clustering (FGWC) pertama kali diperkenalkan oleh G.A Mason dan Jacobson Tahun 2007 (Mason & Jacobson, 2007). FGWC merupakan perbaikan dari algoritma FCM yang lebih peka terhadap geografis karena melibatkan efek populasi dan jarak dalam perhitungan derajat keanggotaan pada tiap observasinya (Hadi, 2017). Penghitungan nilai *membership* pada FGWC ditunjukkan oleh rumus berikut ini (Mason & Jacobson, 2007).

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

μ'_i merupakan nilai *membership* baru dari objek i , μ_i merupakan nilai *membership* lama pada objek i , w_{ij} adalah ukuran penimbang. Nilai α dan β didefinisikan sebagai berikut.

$$\alpha + \beta = 1 \quad (2)$$

Penimbang keanggotaan didefinisikan sebagai berikut:

$$w_{ij} = \frac{(m_i m_j)^b}{d_{ij}^a} \quad (3)$$

m_i adalah jumlah populasi wilayah i , m_j adalah jumlah populasi dari wilayah j , d_{ij} merupakan jarak antar wilayah i dan wilayah j . a dan b bernilai 1.

Keterbatasan FGWC yang mudah terjebak ke dalam lokal optima dapat ditangani dengan *Gravitational Search Algorithm* (GSA) yang diusulkan oleh Rashedi pada Tahun 2009 (Rashedi, Nezamabadi-pour, & Saryazdi, 2009) dengan meminimumkan nilai fungsi objektif FGWC.

Fungsi objektif FGWC didefinisikan sebagai berikut.

$$J_{FGWC}(U, V; X) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m |v_i - x_k|^2 \rightarrow \min \quad (4)$$

U adalah matriks keanggotaan, V adalah matriks untuk pusat kluster, X adalah matriks untuk data, v_i adalah pusat kluster untuk objek $-i$, dan u_i adalah elemen dari matriks keanggotaan, serta x_k merupakan titik data.

Pusat kluster didefinisikan sebagai berikut:

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m} \quad (5)$$

Serta matriks keanggotaan dapat dihitung dengan rumus berikut

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{\|v_i - x_k\|}{\|v_j - x_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (6)$$

Gravitational Search Algorithm (GSA)

GSA memiliki tujuan untuk memperbaiki eksplorasi dan eksploitasi populasi berbasis algoritma untuk mencapai solusi optimal. GSA terinspirasi dari hukum gerakan dan gravitasi Newton.

Langkah pertama dalam GSA adalah inisialisasi secara acak nilai agen. Kemudian menghitung gaya total pada masing-masing agen dengan rumus berikut.

$$F_{ij}^d(t) = G(t) \frac{M_i(t)M_j(t)}{R_{ij}(t)} (x_i^d(t) - x_j^d(t)) \quad (7)$$

Dimana x_i^d menunjukkan posisi agen, (t) adalah konstan gravitasi pada t , M_i adalah massa dari agen i dan $R_{ij}(t)$ adalah jarak *Euclidean* di antara agen.

$$R_{ij}(t) = \|X_i(t), X_j(t)\|_2 \quad (8)$$

Massa agen $M_i(t)$ didefinisikan sebagai berikut:

$$m_i(t) = \frac{fit_i(t) - worst(t)}{best(t) - worst(t)} \quad (9)$$

$$M_i(t) = \frac{m_i(t)}{\sum_{j=1}^N m_j(t)} \quad (10)$$

$fit_i(t)$ merupakan nilai *fitness* dari solusi. *The best* dan *the worst* ditentukan oleh nilai *fitness* tersebut. Berikut ini ada dua fungsi untuk meminimumkan *the best* dan *the worst*:

$$best(t) = \min_{j \in \{1..N\}} fit_j(t)$$

$$worst(t) = \max_{j \in \{1..N\}} fit_j(t)$$

Percepatan (a) dan kecepatan (v) masing-masing agen didefinisikan sebagai berikut:

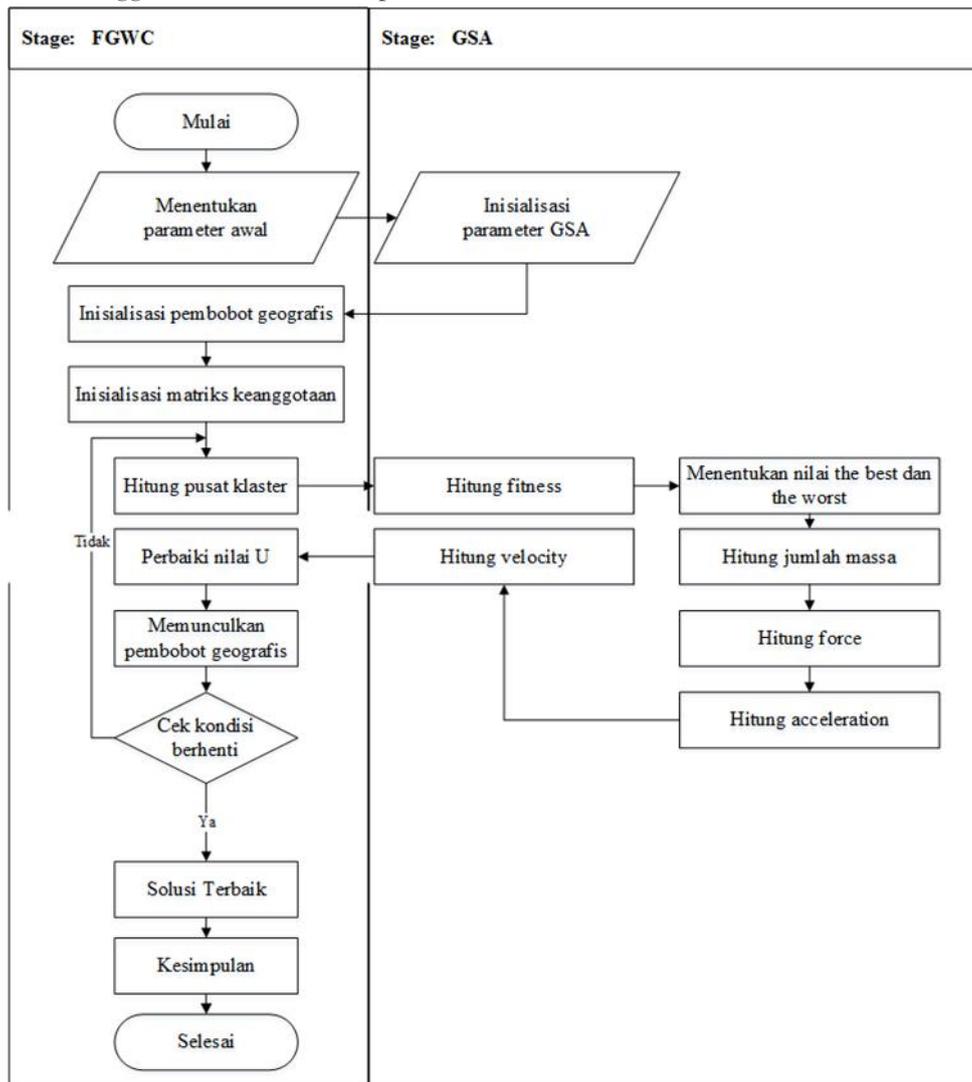
$$a_i^d(t) = \frac{F_i^d(t)}{M_i(t)} \quad (11)$$

$$v_i^d(t+1) = rand_i \times v_i^d(t) + a_i^d \quad (12)$$

Langkah terakhir adalah *update* posisi masing-masing agen x

$$x_i^d(t+1) = x_i^d(t) + v_i^d(t+1) \quad (13)$$

Ulangi langkah di atas hingga iterasi maksimum atau hingga kriteria berhenti terpenuhi.



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

Permasalahan utama dalam analisis klustering adalah menentukan jumlah kluster optimal yang akan digunakan untuk pengelompokan. Untuk itu perlu sebuah indeks validitas kluster yang memiliki tujuan penentuan kriteria objektif untuk menentukan nilai partisi dari algoritma klustering sehingga diperoleh kluster optimal (Mashfufah & Istiawan, 2018). Pada penelitian ini, digunakan beberapa indeks validitas yaitu *Partition Coefficient Index* (PCI), *Classification Entropy Index* (CEI), *Separation Index* (SI), *Xie Beni Index* (XBI) and IFV Index.

Partition Coefficient Index (PCI)

PCI menghitung nilai rata-rata dari derajat keanggotaan pada masing-masing objek dalam matriks keanggotaan (Bezdek, 1981). Kluster optimal diperoleh ketika nilai PCI maksimum.

$$PCI = \frac{1}{N} (\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N \mu_{ij}^2) \tag{14}$$

Classification Entropy Index (CEI)

CEI digunakan untuk menentukan kesamaran dari partisi kelompok. Kluster terbaik diperoleh ketika nilai CEI minimum.

$$CEI = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N \mu_{ij} \log \mu_{ij} \tag{15}$$

Separation Index (SI)

SI menghitung kekompakkan dan separasi pada masing-masing kluster. Kluster terbaik diperoleh ketika nilai SI minimum.

$$SI = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N (\mu_{ij})^2 \|x_j - v_i\|^2}{N \min_{i,k} \|v_k - v_i\|^2} \tag{16}$$

Xie Beni Index (XBI)

XBI bertujuan menghitung rasio dari total varians dalam kluster dan pemisahan kluster (Xie & Beni, 1991). Kluster terbaik diperoleh ketika nilai XBI minimum.

$$XBI = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N (\mu_{ij})^m \|x_j - v_i\|^2}{N \min_{i,j} \|v_k - v_l\|^2} \quad (17)$$

IFV Index

IFV sering digunakan untuk memvalidasi pengelompokan fuzzy dengan data spasial, karena sifatnya yang *robust* dan stabil. Ketika nilai IFV maksimum maka kualitas kluster semakin baik. Ukuran persamaannya diuraikan sebagai berikut (Hu, Meng, & Shi, 2008).

$$IFV = \frac{1}{c} \sum_{j=1}^c \left\{ \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \mu_{kj}^2 \left[\log_2 c - \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \log_2 \mu_{kj} \right]^2 \right\} \frac{SD_{max}}{\sigma_D} \quad (18)$$

$$SD_{max} = \max_{k \neq j} \|V_k - V_j\|^2 \quad (19)$$

$$\sigma_D = \frac{1}{c} \sum_{j=1}^c \left(\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \|X_k - V_j\|^2 \right) \quad (20)$$

Berikut ini adalah langkah-langkah penelitian yang dilakukan.

1. Memulai dengan mempersiapkan data
2. Parameter awal FGWC yaitu menentukan jumlah kluster (c), nilai *fuzziness* (m), iterasi maksimum, nilai *threshold* dan parameter fungsi pembobot
3. Menginisialisasi parameter GSA yaitu nilai agen dan gravitasi konstan
4. Menginisialisasi pembobot geografis dengan rumus (3)
5. Menginisialisasi matriks keanggotaan dengan rumus (2)
6. Menghitung pusat kluster dengan rumus (5)
7. Menentukan nilai *fitness* dengan rumus (4)
8. Menentukan *the best* dan *the worst*
9. Menghitung jumlah massa dengan rumus (10)

10. Menghitung percepatan dengan rumus (11)
11. Menghitung gaya dengan rumus (7)
12. Menghitung kecepatan dengan rumus (12)
13. Memperbaiki nilai matriks keanggotaan dengan rumus (6)
14. Memunculkan matriks keanggotaan dengan pembobot geografis
15. Mengamati kriteria pemberhentian. Hal ini berguna untuk melihat apakah kriteria pemberhentian sudah terpenuhi atau belum. Jika belum terpenuhi, maka mengulangi tahapan mulai dari tahap lima
16. Menentukan solusi terbaik. Solusi terbaik diperoleh dari kriteria hasil indeks validitas.
17. Menarik kesimpulan.
18. Selesai

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder Penyandang Masalah Kesejahteraan Sosial (PMKS) di Provinsi Jawa Tengah tahun 2017 yang diperoleh dari Dinas Sosial Provinsi Jawa Tengah. Data tersebut terdiri dari 26 variabel indikator PMKS dan sejumlah 35 unit observasi yaitu 29 Kabupaten dan 6 kota di Jawa Tengah.

Tabel 1. di bawah ini merupakan hasil evaluasi indeks validitas pada percobaan kluster dua hingga delapan. Nilai dengan huruf tebal merupakan kluster optimal yang ditentukan oleh masing-masing indeks validitas.

Tabel 1. Nilai Indeks Validitas Masing-masing Kluster

Kluster	PCI	CEI	SI	XBI	IFV Indeks
2	0.80857	0.31684	0.33531	0.33531	98.27078
3	0.68225	0.56811	0.84105	0.84105	193.68791
4	0.55029	0.83301	4.53380	4.53380	171.71962
5	0.51231	0.90877	3.09E+12	3.09E+12	184.2751

Klaster 1		Klaster 2
Kabupaten Wonosobo	Kabupaten Pekalongan	Kabupaten Purbalingga
Kabupaten Magelang	Kabupaten Brebes	Kabupaten Kebumen
Kabupaten Boyolali	Kota Magelang	Kabupaten Sukoharjo
Kabupaten Klaten	Kota Surakarta	Kabupaten Wonogiri
Kabupaten Karanganyar	Kota Salatiga	Kabupaten Grobogan
Kabupaten Sragen	Kota Semarang	Kabupaten Blora
Kabupaten Rembang	Kota Pekalongan	Kabupaten Jepara
Kabupaten Pati	Kota Tegal	

Klaster pertama beranggotakan 18 kabupaten dan 6 kota di Jawa Tengah, sedangkan klaster kedua beranggotakan 11 kabupaten di Jawa Tengah. Berdasarkan indikator PMKS, karakteristik dari masing-masing klaster adalah sebagai berikut:

1. Klaster pertama memiliki karakteristik wilayah yang memiliki jumlah anak balita terlantar besar, jumlah anak terlantar besar, jumlah anak jalanan besar, jumlah anak yang memerlukan perlindungan khusus besar, jumlah lanjut usia terlantar besar, jumlah pengemis besar, jumlah pemulung besar, jumlah kelompok minoritas besar, jumlah bekas warga binaan Lembaga pemasyarakatan besar, jumlah korban *trafficking* besar jumlah korban tindak kekerasan besar, jumlah korban bencana alam besar, jumlah perempuan rawan sosial ekonomi besar dan jumlah komunitas adat terpencil besar.
2. Klaster kedua memiliki karakteristik wilayah yang memiliki jumlah anak berhadapan hukum besar, jumlah anak dengan kedisabilitas besar, jumlah anak yang menjadi tindak kekerasan besar, jumlah penyandang disabilitas besar, jumlah tuna susila besar, jumlah gelandangan besar, jumlah orang dengan HIV/AIDS besar, jumlah korban penyalahgunaan napza besar, jumlah pekerja migran bermasalah sosial besar,

jumlah korban bencana sosial besar, jumlah fakir miskin besar dan jumlah keluarga bermasalah sosial psikologis besar.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan uraian pada hasil dan pembahasan, dapat disimpulkan beberapa hal yaitu:

1. Berdasarkan hasil evaluasi klaster menggunakan indeks validitas PCI, CEI, SI, XBI dan IFV Indeks diperoleh hasil bahwa empat dari lima indeks validitas yang digunakan menunjukkan bahwa klaster optimal untuk pengelompokan kabupaten /kota di Jawa Tengah berdasarkan 26 indikator PMKS adalah dua klaster/kelompok.
2. Hasil pengelompokan kabupaten /kota di Jawa Tengah berdasarkan 26 indikator PMKS dengan menggunakan algoritma FGWC-GSA adalah sebagai berikut.
 - a. Klaster 1 terdiri dari Kabupaten Cilacap, Kabupaten Banyumas, Kabupaten Purworejo, Kabupaten Wonosobo, Kabupaten Kudus, Kabupaten Demak, Kabupaten Semarang, Kabupaten Temanggung, Kabupaten Pekalongan, Kabupaten Magelang, Kabupaten Boyolali, Kabupaten Klaten, Kabupaten Karanganyar, Kabupaten Sragen, Kabupaten Rembang, Kabupaten Pati, Kabupaten Brebes, Kota Magelang, Kota Surakarta, Kota Salatiga, Kota

Semarang, Kota Pekalongan dan Kota Tegal.

Karakteristik pada klaster 1 adalah wilayah yang memiliki jumlah anak balita terlantar besar, jumlah anak terlantar besar, jumlah anak jalanan besar, jumlah anak yang memerlukan perlindungan khusus besar, jumlah lanjut usia terlantar besar, jumlah pengemis besar, jumlah pemulung besar, jumlah kelompok minoritas besar, jumlah bekas warga binaan Lembaga pemasyarakatan besar, jumlah korban *trafficking* besar jumlah korban tindak kekerasan besar, jumlah korban bencana alam besar, jumlah perempuan rawan sosial ekonomi besar dan jumlah komunitas adat terpencil besar

- b. Klaster 2 terdiri dari Kabupaten Kendal, Kabupaten Batang, Kabupaten Pemalang, Kabupaten Tegal, Kabupaten Purbalingga, Kabupaten Kebumen, Kabupaten Wonogiri, Kabupaten Grobogan, Kabupaten Blora dan Kabupaten Jepara.

Karakteristik pada klaster 2 adalah wilayah yang memiliki jumlah anak berhadapan hokum besar, jumlah anak dengan kedisabilitasan besar, jumlah anak yang menjadi tindak kekerasan besar, jumlah penyandang disabilitas besar, jumlah tuna susila besar, jumlah gelandangan besar, jumlah orang dengan HIV/AIDS besar, jumlah korban penyalahgunaan napza besar, jumlah pekerja migran bermasalah sosial besar, jumlah korban bencana sosial besar, jumlah fakir miskin besar dan jumlah keluarga bermasalah sosial psikologis besar.

6. ACKNOWLEDGMENT

Ucapan terimakasih kami ucapkan kepada Pemerintah Provinsi Jawa Tengah dan BPS Provinsi Jawa Tengah atas fasilitas data yang bisa kami akses serta Laboratorium Statistika UNIMUS yang telah memfasilitasi penelitian ini.

7. REFERENCES

- Bappeda. (2013). *Kajian Penyandang Masalah Kesejahteraan Sosial (PMKS)*. Kabupaten Temanggung.
- Bezdek, J. C. (1981). *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*. (M. Nadler, Ed.) (1st ed.). New York: Springer. <https://doi.org/DOI.10.1007/978-1-4757-0450-1>
- Dinsos DIY. (2019). *Buku Panduan Pemutakhiran Data PMKS dan PSKS TAHUN 2019*. Yogyakarta: Dinas Sosial Daerah Istimewa Yogyakarta.
- Dinsos Jateng. (2017). *Data Penyandang Masalah Kesejahteraan Sosial Tahun 2017*. Semarang: Dinas Sosial Provinsi Jawa Tengah.
- Hadi, B. S. (2017). *Pendekatan Modified Partikel Swarm Optimazion dan Artificial Bee Colony Pada Fuzzy Geographically*. Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). *Data Mining Concepts and Techniques* (Third). Morgan Kaufmann.
- Hu, C., Meng, L., & Shi, W. (2008). Fuzzy Clustering Validity for Spatial Data. *Geo-Spatial Information Science*, 11(3), 191–196. <https://doi.org/10.1007/s11806-008-0094-8>
- Mashfuufah, S., & Istiawan, D. (2018). Penerapan Partition Entropy Index, Partition Coefficient Index dan Xie Beni Index untuk Penentuan Jumlah Kluster Optimal pada Algoritma Fuzzy C-Means dalam Pemetaan Tingkat Kesejahteraan Penduduk Jawa Tengah. *The 7th University Research Colloquium*, 51–60.
- Mason, G. a, & Jacobson, R. D. (2007). Fuzzy Geographically Weighted Clustering. *Proceedings of the 9th International Conference on Geocomputation*, (1998), 1–7.
- Mulyanto, A., & Wahono, R. S. (2015). Penerapan Gravitational Search Algorithm untuk Optimasi Klusterisasi Fuzzy C-Means. *Journal of Intelligent Systems*, 1(1), 42–47.
- Nurmala, N., & Purwarianti, A. (2017). Improvement of Fuzzy Geographically Weighted Clustering-Ant Colony Optimization Performance using Context-Based Clustering and CUDA Parallel Programming. *Journal of ICT Research and Applications*, 11(1), 21–37. <https://doi.org/10.5614/itbj.ict.res.appl.2017.11.1.2>
- Pamungkas, I. H., & Pramana, S. (2018). Improvement Method Of Fuzzy Geographically Weighted Clustering Using Gravitational Searcch Algorithm. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Informasi*, 1, 10–16. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.21609/jiki.v11i1.580>
- Rachmawati, T. R., & Harini, D. (2016). Analisis Kinerja Organisasi di Dinas Sosial, Tenaga Kerja, dan Transmigrasi Kabupaten Semarang (Studi Kasus Pada Bidang Sosial Pelayanan Bantuan Dan Jaminan Sosial Terhadap Penyandang Masalah Kesejahteraan Sosial). *Journal of Public Policy And Management Review*, 5(2).
- Rashedi, E., Nezamabadi-pour, H., & Saryazdi, S. (2009). GSA: A Gravitational Search Algorithm. *Information Sciences*, 179(13), 2232–2248. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2009.03.004>
- Saha, A., & Das, S. (2017). Axiomatic Generalization of the Membership Degree Weighting Function for Fuzzy C Means Clustering: Theoretical Development and Convergence

Analysis. *Information Sciences*. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2017.03.024>

Son, L. H., Cuong, B. C., Lanzi, P. L., & Thong, N. T. (2012). A Novel Intuitionistic Fuzzy Clustering Method for Geo-Demographic Analysis. *Expert Systems with Applications*, 39(10), 9848–9859. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.02.167>

Son, L. H., Lanzi, P. L., Cuong, B. C., & Hung, H. A. (2013). Data Mining in GIS: A Novel Context-Based Fuzzy Geographically Weighted Clustering Algorithm. *International Journal of Machine Learning and Computing*, 2(3), 235–238. <https://doi.org/10.7763/ijmlc.2012.v2.121>

Xie, X. L., & Beni, G. (1991). A Validity Measure for Fuzzy Clustering. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 13(841–847).