

**ANALISIS FUZZY GEOGRAPHICALLY WEIGHTED CLUSTERING-PARTICLE
SWARM OPTIMIZATION MENGGUNAKAN CONTEXT-BASED CLUSTERING
(CFGWC-PSO) (STUDI KASUS: PENGELOMPOKAN WILAYAH BENCANA
ENDEMIK DEMAM BERDARAH DENGUE DI PROVINSI JAWA TIMUR
BERDASARKAN FAKTOR PENYEBAB PENYEBARAN DBD)**

TESIS

Oleh :

**SITI NURMARDIA ABDUSSAMAD
166090500111002**

**PROGRAM STUDI STATISTIKA
MINAT STATISTIKA PERAMALAN**

**PROGRAM PASCASARJANA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2019**

**ANALISIS FUZZY GEOGRAPHICALLY WEIGHTED CLUSTERING-PARTICLE
SWARM OPTIMIZATION MENGGUNAKAN CONTEXT-BASED CLUSTERING
(CFGWC-PSO) (STUDI KASUS: PENGELOMPOKAN WILAYAH BENCANA
ENDEMIK DEMAM BERDARAH DENGUE DI PROVINSI JAWA TIMUR
BERDASARKAN FAKTOR PENYEBAB PENYEBARAN DBD)**

TESIS

**Untuk Memenuhi Syarat
Memperoleh Gelar Magister**



Oleh :

**SITI NURMARDIA ABDUSSAMAD
166090500111002**

**PROGRAM STUDI STATISTIKA
MINAT STATISTIKA PERAMALAN**

**PROGRAM PASCASARJANA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2019**

TESIS

ANALISIS FUZZY GEOGRAPHICALLY WEIGHTED CLUSTERING-PARTICLE SWARM OPTIMIZATION MENGGUNAKAN CONTEXT-BASED CLUSTERING (CFGWC-PSO) (STUDI KASUS: PENGELOMPOKAN WILAYAH BENCANA ENDEMIK DEMAM BERDARAH DENGUE DI PROVINSI JAWA TIMUR BERDASARKAN FAKTOR PENYEBAB PENYEBARAN DBD)

oleh:

SITI NURMARDIA ABDUSSAMAD
166090500111002

Telah dipertahankan didepan penguji
pada tanggal 3 Desember 2019
dan dinyatakan lulus

Menyetujui
Komisi Pembimbing

Ketua

Anggota

Dr. Suci Astutik, S.Si, M.Si
NIP. 197407221999032001

Achmad Efendi, S.Si, M.Sc., Ph.D
NIP. 198102192005011001

Program Pascasarjana
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Ketua Program Studi S2 Statistika

Dr. Suci Astutik, S.Si, M.Si
NIP. 197407221999032001

TIM PEMBIMBING DAN PENGUJI PENELITIAN TESIS

JUDUL : Analisis Fuzzy Geographically Weighted Clustering-Particle Swarm Optimization Menggunakan Context-Based Clustering (CFGWC-PSO)

(Studi Kasus: Pengelompokan Wilayah Bencana Endemik Demam Berdarah Dengue Di Provinsi Jawa Timur Berdasarkan Faktor Penyebab Penyebaran DBD)

Mahasiswa : Siti Nurmardia Abdussamad

NIM : 166090500111002

Program Studi : Statistika

Minat : Statistika Peramalan

KOMISI PEMBIMBING

Ketua : Dr. Suci Astutik, S.Si., M.Si.

Anggota 1 : Achmad Efendi, S.Si, M.Sc., Ph.D.

TIM DOSEN PENGUJI

Dosen Penguji 1 : Prof. Dr. Ir. Henny Pramodyo, MS.

Dosen Penguji 2 : Dr. Umu Sa'adah, M.Si.

Tanggal Ujian : 3 Desember 2019

PERNYATAAN ORISINALITAS TESIS

Saya menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa di dalam naskah TESIS dengan judul:

"Analisis Fuzzy Geographically Weighted Clustering-Particle Swarm Optimization Menggunakan Context-Based Clustering (CFGWC-PSO) (Studi Kasus: Pengelompokan Wilayah Bencana Endemik Demam Berdarah Dengue Di Provinsi Jawa Timur Berdasarkan Faktor Penyebab Penyebaran DBD)"

tidak terdapat karya ilmiah yang pernah diajukan oleh orang lain untuk memperoleh gelar akademik di suatu Perguruan Tinggi, dan tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis dikutip dalam naskah ini dan disebutkan dalam sumber kutipan dan daftar pustaka.

Apabila di dalam naskah TESIS ini terdapat unsur-unsur PLAGIASI, saya bersedia jika TESIS ini digugurkan dan gelar akademik yang telah saya peroleh (MAGISTER) dibatalkan, serta diproses sesuai dengan peraturan perundang-undangan yang berlaku (UU No. 20 Tahun 2003, Pasal 25 ayat 2 dan Pasal 70).

Malang, November 2019
Mahasiswa,

Siti Nurmardia Abdussamad
NIM. 166090500111002

HALAMAN PERSEMBAHAN

“Karena sesungguhnya sesudah kesulitan itu ada kemudahan, sesungguhnya sesudah kesulitan itu ada kemudahan. Maka apabila kamu telah selesai (dari sesuatu urusan), kerjakanlah dengan sungguh-sungguh (urusan) yang lain, dan hanya kepada Tuhanmulah hendaknya kamu berharap. (Qs. Al-Insyirah ayat 5-8)”

Alhamdulillah Rabbil’aalamiin atas ridho dan kehendakNya lah akhirnya karya ini tercipta

Karya tulis sederhana ini dengan bangga dipersembahkan untuk kedua orang tua tercinta Bapak Dr. Zuchri Abdussamad, S.I.K, M.Si dan Ibu Robian Utiahman, S.IP yang tidak letih selalu membimbing dan memotivasi penulis, untuk kedua saudara tercinta Kakak Siti Rachma Abdussamad S.Kom dan Siti Nurcahyati Abdussamad S.IKom, serta Semua pahlawan tanpa tanda jasa yang sejak dari TK hingga SMA selalu memberikan ilmu yang tiada henti bagi penulis, Dosen-dosen Statistika Universitas Brawijaya yang senantiasa memberikan ilmu yang sangat bermanfaat tanpa pamrih, teman-teman dan sahabat-sahabat yang senantiasa menjadi motivator hebat bagi penulis serta rekan-rekan seperjuangan Statistika Universitas Brawijaya Angkatan 2016.

RIWAYAT HIDUP

Siti Nurmardia Abdussamad, lahir di Gorontalo, 4 Maret 1995 sebagai putri kedua dari tiga bersaudara, anak dari pasangan Bapak Dr. Zuchri Abdussamad, S.I.K, M.Si dan Ibu Robian Utiahman, S.IP. Penulis telah menempuh pendidikan formal di SD Negeri 4 Kota Gorontalo lulus pada Tahun 2006, SMP Negeri 1 Kota Gorontalo lulus pada Tahun 2009, SMA Negeri 3 Kota Gorontalo lulus Tahun 2012 dan S1 Statistika Universitas Islam Indonesia (UII) lulus pada Tahun 2016. Pada Tahun 2016, penulis diterima sebagai mahasiswa Pascasarjana Program Studi S2 Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Brawijaya. Saran, kritik dan pernyataan pembaca dapat disampaikan melalui email : sitinurmardiaabd@gmail.com

UCAPAN TERIMA KASIH

Puji syukur kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis ini sebagai syarat penulis untuk mendapatkan gelar Magister Sains pada Program Pascasarjana S2 Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Brawijaya Malang. Adapun judul penelitian yakni "*Analisis Fuzzy Geographically Weighted Clustering-Particle Swarm Optimization Menggunakan Context-Based Clustering (CFGWC-PSO)* (Studi Kasus: Pengelompokan Wilayah Bencana Endemik Demam Berdarah *Dengue* Di Provinsi Jawa Timur Berdasarkan Faktor Penyebab Penyebaran DBD)".

Penulisan tesis ini tentunya tidak luput dari bimbingan, bantuan dan dukungan dari berbagai pihak yang telah memotivasi dan memberikan bantuan dengan tulus dan ikhlas hingga terselesaikannya tesis ini. Oleh sebab itu pada kesempatan kali ini dengan tidak mengurangi rasa simpati dan penuh rasa hormat perkenankan penulis untuk mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya, khususnya kepada:

1. Allah SWT dan Rasulullah SAW yang telah memberikan nikmat Iman dan Islam serta karunia-Nya kepada penulis sehingga dilancarkan dalam pelaksanaan tugas akhir.
2. Dr. Suci Astutik, S.Si, M.Si, selaku Ketua Program Studi Magister Statistika Universitas Brawijaya sekaligus Ketua Komisi Pembimbing dan Bapak Achmad Efendi, S.Si, M.Sc., Ph.D selaku Anggota Komisi Pembimbing yang telah meluangkan waktu untuk memberikan bimbingan, dukungan, arahan, saran serta koreksi selama penulisan tesis ini.
3. Prof. Dr. Ir. Henny Pramodyo, MS dan Dr. Umu Sa'adah, M.Si selaku komisi penguji tesis yang telah memberikan arahan serta koreksi perbaikan dalam penulisan tesis ini.
4. Segenap dosen Program Pascasarjana Magister Statistika Universitas Brawijaya atas ilmu yang telah diberikan selama dibangku perkuliahan.
5. Segenap Staff dan Karyawan Divisi Akademik, Divisi Perkuliahan dan Divisi Umum Program Pascasarjana Magister Statistika Universitas Brawijaya, atas

informasi dan bantuan yang diberikan kepada penulis dalam proses penyelesaian tesis.

6. Keluarga tercinta khususnya kedua orang tua Dr. Zuchri Abdussamad, S.IK, M.Si dan Robian Utiahman S.IP yang tiada henti memotivasi dan mendoakan penulis untuk menyelesaikan tesis.
7. Ketiga saudara tercinta Siti Rachma Abdussamad S.Kom, Siti Nurcahyati Abdussamad S.IKom, dan Moh. Rendi Ali yang telah mendoakan dan memberikan dukungan tanpa henti bagi penulis.
8. Rivel Priyantoro dan Gracia Jasmine yang selalu menemani dan membimbing penulis menyelesaikan tugas akhir.
9. Teman-teman seperjuangan sejak kecil Assyria Fahsyia Umela, Putri Veronica Abdul, Nur Delviyanti Pidu, Saskia Talani, Moh. Rizal Pebriyanto, Masitha Pangulu, Adeyul Katili yang menjadi motivator hebat bagi penulis.
10. Teman-teman S2 Statistika Angkatan 2016 Febrya CH Buan, Alfi Fadliana, Poppy Febritasari, Neny Kurniawati, dan Marcellinus yang telah banyak membantu dalam hal dukungan sampai terselesaikannya tesis ini.
11. Teman-teman S2 Statistika Angkatan 2016 Genap dan 2017 Hanifah Muthia, Siti Masliyah Lubis, Dedi Nasir, Widya Reza, Puce Angraini yang telah membantu mendoakan untuk terselesaikannya tesis ini.
12. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu per satu yang dengan penuh ketulusan dan keikhlasan membantu penulis selama dalam proses perkuliahan dan penyusunan tesis hingga selesai.

Akhir kata, penulis hanya dapat mendoakan semoga Allah SWT membalas setiap kebaikan dengan kebaikan yang berlipat ganda dari semua pihak yang telah memberikan bantuan dengan ikhlas dalam penyelesaian studi ini.

Malang, November 2019

Siti Nurmardia Abdussamad

RINGKASAN

SITI NURMARDIA ABDUSSAMAD, Program Pascasarjana Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Brawijaya. **Analisis Fuzzy Geographically Weighted Clustering-Particle Swarm Optimization Menggunakan Context-Based Clustering (CFGWC-PSO) (Studi Kasus: Pengelompokan Wilayah Bencana Endemik Demam Berdarah Dengue Di Provinsi Jawa Timur Berdasarkan Faktor Penyebab Penyebaran DBD, Komisi Pembimbing, Dr. Suci Astutik, S.Si, M.Si dan Achmad Efendi, S.Si., M.Sc., Ph.D.**

Metode pengelompokan yang sering digunakan adalah Fuzzy C-Mean Cluster (FCM), pengembangan yang menarik dari FCM yaitu algoritma *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* (FGWC). Dalam pengembangannya FGWC dikombinasikan dengan *Particle Swarm Optimization* dengan *context based clustering* sehingga didapatkan Hybrid (CFGWC-PSO). Metode CFGWC-PSO dapat mengatasi masalah waktu komputasi yang berjalan lambat dalam hal iterasi, dan menghasilkan partisi data yang lebih stabil dan akurat jika dibandingkan dengan metode sebelumnya. Pada penelitian ini, metode CFGWC-PSO diaplikasikan pada 11 variabel dari data penyebab penyebaran demam berdarah di Provinsi Jawa Timur. Berdasarkan hasil pengolahan dari 3 indeks validasi untuk mengetahui jumlah pengelompokan yang tepat, menunjukkan bahwa *cluster* = 2 memberikan hasil pengelompokan yang lebih baik. Hasil indeks IFV digunakan untuk mengetahui algoritma pengelompokan terbaik yaitu CFGWC-PSO-C2. Pengelompokan dilakukan menggunakan algoritma terbaik yaitu CFGWC-PSO-C2 dan jumlah *cluster* = 2 dan mendapatkan hasil bahwa potensi penyebab penyebaran DBD tertinggi terdapat pada wilayah-wilayah pada *cluster* 2.

SUMMARY

SITI NURMARDIA ABDUSSAMAD, Postgraduate Program Faculty of Mathematics and Natural Sciences Brawijaya University, November 2019, **Analyze Fuzzy Geographically Weighted Clustering-Particle Swarm Optimization using Context-Based Clustering (CFGWC-PSO) (Case Study: Clustering of Endemic Disaster Areas Dengue Hemorrhagic Fever in East Java Province based on Factors Causing the Spread of DHF)**, Supervisor: Dr. Suci Astutik, S.Si, M.Si and Co-Supervisor: Achmad Efendi, S.Si., M.Sc., Ph.D.

Method of clustering which is often used is Fuzzy C-Mean (FCM), an interesting development of FCM is Fuzzy Geographically Weighted Clustering (FGWC) algorithm. In its development FGWC was combined with Particle Swarm Optimization with Context Based Clustering until we get a Hybrid (CFGWC-PSO). Method of CFGWC-PSO can overcome the problem of computational time running slowly in terms of iteration, and produce a data partition which is more stable and accurate when compared with previous method. In this study, CFGWC-PSO method was applied to 11 variables from the data causing the spread of dengue in East Java Province. Based on the results of the processing of 3 validation index to find the correct number of clustering, shows that cluster = 2 gives better grouping result. IFV index results are used to find the best clustering algorithm, is CFGWC-PSO-C2. Clustering is done using the best algorithm, CFGWC-PSO-C2 with the number of cluster = 2 and get the result that the highest potential cause of DHF spread is found in the regions in cluster 2.

KATA PENGANTAR



Segala puja dan puji syukur saya persembahkan hanya kepada Sang Penggenggam Kehidupan, Allah SWT, atas segala Rahmat dan HidayahNya sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis ini. Shalawat serta salam semoga senantiasa tercurah kepada Nabi Muhammad SAW, Sang Pembawa Risalah Kehidupan. Tesis ini dengan judul **"Analisis Fuzzy Geographically Weighted Clustering-Particle Swarm Optimization Menggunakan Context-Based Clustering (CFGWC-PSO) (Studi Kasus: Pengelompokan Wilayah Bencana Endemik Demam Berdarah Dengue Di Provinsi Jawa Timur Berdasarkan Faktor Penyebab Penyebaran DBD)"**. Adapun tesis ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Magister Sains pada Program Pascasarjana S2 Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Brawijaya Malang.

Penulis sangat menyadari bahwa tesis ini masih banyak kekurangan dan sangat jauh dari sempurna. Seperti pepatah mengatakan bahwa "Tiada Gading yang Tak Retak" dan selayaknya manusia tidak luput dari kesalahan. Segala kritik, saran, dan masukan yang membangun sangat dibutuhkan penulis sebagai pedoman untuk terus melakukan perbaikan ke arah yang lebih baik.

Akhir kata, penulis mengucapkan terima kasih kepada semua pihak yang telah bersedia meluangkan waktu untuk membantu dan berkontribusi dalam rangka penyusunan dan penyelesaian tesis ini. Penulis berharap semoga semua kebaikan dan doa yang telah diberikan oleh semua pihak bagi penulis dalam membantu penyelesaian tesis ini dibalas oleh Tuhan Yang Maha Esa. Semoga tesis ini dapat bermanfaat bagi kita semua dan semoga Allah SWT melimpahkan Anugerah dan RahmatNya kepada kita semua. Amin.

Malang, November 2019

Siti Nurmardia Abdussamad

DAFTAR ISI	
HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PENGESAHAN	ii
TIM PEMBIMBING DAN PENGUJI PENELITIAN TESIS	iii
PERNYATAAN ORISINALITAS TESIS	iv
HALAMAN PERSEMBAHAN	v
RIWAYAT HIDUP	vi
UCAPAN TERIMA KASIH	vii
RINGKASAN	ix
SUMMARY	x
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xii
DAFTAR TABEL	xv
DAFTAR GAMBAR	xvi
DAFTAR LAMPIRAN	xvii
BAB I Pendahuluan	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	8
1.3 Tujuan Penelitian	8
1.4 Batasan Masalah	8
1.5 Manfaat Penelitian	9
BAB II Tinjauan Pustaka	10
2.1 Analisis Cluster	10
2.2 Fuzzy Clustering	11
2.3 Fuzzy Geographically Weighted Clustering (FGWC)	14
2.4 Metode Metaheuristik	16
2.5 Particle Swarm Optimization	19
	xii

2.6	Fungsi Objektif FGWC-PSO	23
2.7	<i>Context Based Clustering</i>	28
2.8	Indeks Validitas	29
2.8.1	Partition Coefficient (PC)	30
2.8.2	Classification Entropy (CE)	30
2.8.3	Separation Index (S)	31
2.8.4	IFV Index	32
2.9	Permasalahan Demam Berdarah <i>Dengue</i> (DBD)	32
BAB III Metode Penelitian.....		42
3.1	Sumber Data dan Instrumen Pengolahan	42
3.2	Variabel Penelitian dan Definisi Operasional	42
3.3	Tahapan Penelitian	44
3.4	Diagram Alir.....	47
BAB IV Hasil dan Pembahasan		49
4.1	Analisis Deskriptif.....	49
4.1.1	Persentase Demam Berdarah	49
4.1.2	Persentase Dinding Bambu	51
4.1.3	Persentase Rumah Tangga Miskin	53
4.1.4	Persentase Rumah Tidak Sehat.....	54
4.1.5	Persentase Rumah Tidak PHBS	56
4.1.6	Kepadatan Penduduk Per Km ²	57
4.1.7	Persentase Penampungan Air Hujan	58
4.1.8	Jumlah Kejadian Banjir dalam Setahun.....	59
4.1.9	Persentase Atap Ijuk.....	61
4.1.10	Jumlah Sarana Kesehatan.....	62
4.1.11	Jumlah Kasus Balita Gizi Buruk.....	63
4.2	Evaluasi <i>Clustering</i> dengan Algoritma CFGWC-PSO.....	65
4.3	Karakteristik <i>Clustering</i> pada Faktor Penyebab Penyebaran DBD	71

BAB V Kesimpulan dan Saran	79
5.1 Kesimpulan	79
5.2 Saran	80
DAFTAR PUSTAKA	81



DAFTAR TABEL

4.1	Indeks Validitas Penentuan Jumlah <i>Cluster</i> Algoritma CFGWC-PSO	68
4.2	Indeks IFV Penentuan Algoritma Terbaik	70
4.3	Nilai membership pada Jumlah <i>Cluster</i> 2	72
4.4	Hasil <i>Clustering</i> CFGWC-PSO-C2 pada Jumlah <i>Cluster</i> 2	73
4.5	Rata-rata Variabel Hasil <i>Clustering</i> pada Jumlah <i>Cluster</i> 2	74

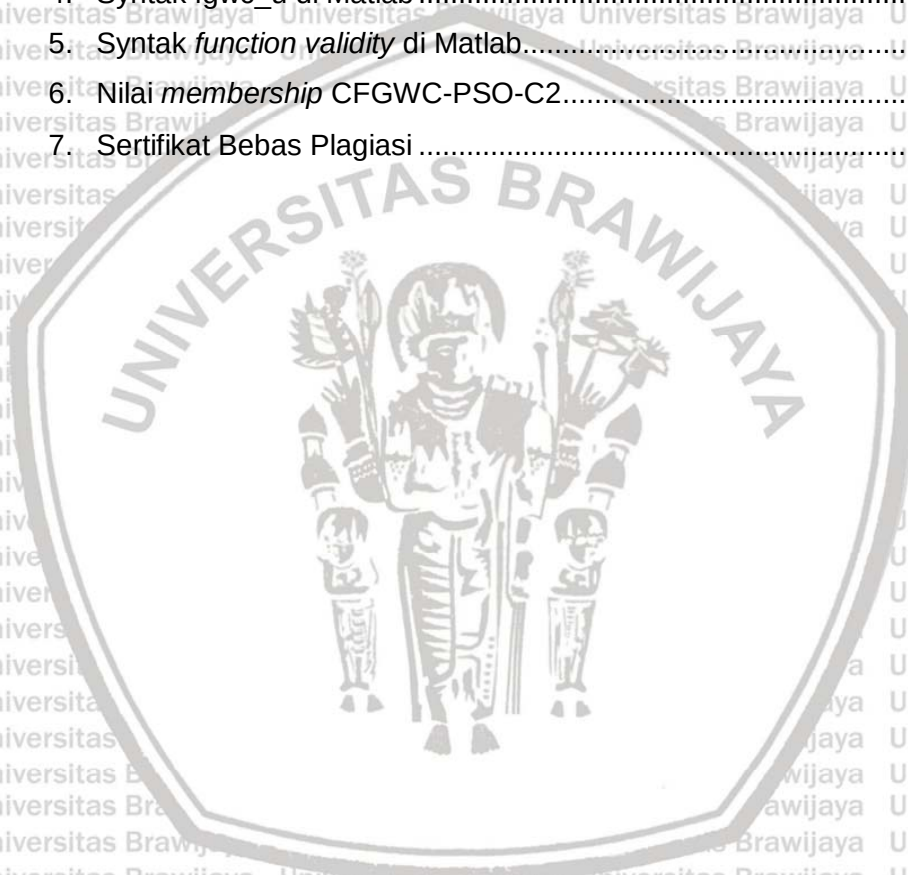


DAFTAR GAMBAR

2.1	Gambaran Konsep <i>Fuzzy Clustering</i> klasik dan FGWC	16
2.2	Pemilihan Variabel Penelitian	37
3.1	Diagram alir Algoritma CFGWC-PSO.....	47
4.1	Persentase Demam Berdarah per Kabupaten/Kota di Jawa Timur.....	50
4.2	Persentase Dinding Bambu per Kabupaten/Kota di Jawa Timur.....	51
4.3	Persentase Rumah Tangga Miskin per Kabupaten/Kota di Jawa Timur..	53
4.4	Persentase Rumah Tidak Sehat per Kabupaten/Kota di Jawa Timur	55
4.5	Persentase Rumah Tidak PHBS per Kabupaten/Kota di Jawa Timur.....	56
4.6	Kepadatan Penduduk per Km ² per Kabupaten/Kota di Jawa Timur.....	57
4.7	Persentase Penampungan Air Huja per Kabupaten/Kota di Jawa Timur..	59
4.8	Jumlah Kejadian Banjir dalam Setahun Kabupaten/Kota di Jawa Timur .	60
4.9	Persentase Atap Ijuk per Kabupaten/Kota di Jawa Timur	61
4.10	Jumlah Sarana Kesehatan per Kabupaten/Kota di Jawa Timur	62
4.11	Jumlah Kasus Balita Gizi Buruk per Kabupaten/Kota di Jawa Timur	64
4.12	<i>Partition Coefficient</i> (PC)	66
4.13	<i>Classification Entropy</i> (CE).....	67
4.14	<i>Separation Index</i> (S).....	67
4.15	Indeks Validitas Algoritma CFGWC-PSO.....	71
4.16	Visualisasi Hasil <i>Clustering</i> CFGWC-PSO-C2 pada jumlah <i>Cluster</i> 2	73

DAFTAR LAMPIRAN

1. Data Penelitian Faktor-Faktor Penyebab DBD.....	85
2. Syntak CFGWC-PSO di Matlab.....	88
3. Syntak <i>Function Draw Swarm</i> di Matlab.....	91
4. Syntak <i>fgwc_u</i> di Matlab.....	92
5. Syntak <i>function validity</i> di Matlab.....	108
6. Nilai <i>membership</i> CFGWC-PSO-C2.....	110
7. Sertifikat Bebas Plagiasi.....	112



BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Penyakit demam berdarah *dengue* (DBD) atau *Dengue Haemorrhagic Fever* (DHF) merupakan masalah kesehatan yang berpengaruh penting di Indonesia. Pertama kali dikenal pada tahun 1979 di Kairo, dan pada tahun yang sama juga terjadi di Asia yaitu di Jakarta yang dahulu masih bernama Batavia (Koban, 2005). Namun sebenarnya demam berdarah di Indonesia pertama kali ditemukan di kota Surabaya pada tahun 1968, dimana sebanyak 58 orang terinfeksi dan 24 orang diantaranya meninggal dunia (Angka Kematian (AK) : 41,3%). Sejak saat itu, penyakit ini menyebar luas ke seluruh Indonesia (Putra, 2016).

Penyakit Demam Berdarah *Dengue* (DBD) adalah penyakit endemik di wilayah tropis, pada anak-anak penyakit ini memiliki tingkat kematian yang tinggi. Indonesia merupakan negara dengan tingkat kejadian DBD maupun Demam *Dengue* (DD) yang tinggi. *World Health Organization* melaporkan jumlah rata-rata kasus DBD setiap tahunnya adalah 0,4-1,3 juta pada tahun 1996-2005. Kejadian Luar Biasa (KLB) selalu terjadi setiap tahun di beberapa provinsi yang ada di Indonesia. KLB terbesar terjadi tahun 1998 dan 2004. Selanjutnya, pada tahun 2010 penyakit tersebut telah menyebar di 440 Kabupaten/Kota.

Kasus demam berdarah *dengue* di Indonesia terus mengalami peningkatan sejak ditemukan pertama kali, kenaikan tersebut berbanding terbalik dengan angka kematian atau *Case Fatality Rate* (CFR) akibat DBD, dimana saat awal penemuannya dilaporkan bahwa CFR sekitar 40% yang mana selanjutnya terus

menurun di angka 0,87% pada tahun 2010. Angka kasus baru (*incidence rate*) penyakit DBD per 100.000 penduduk di Indonesia untuk tahun 2010 (65,7), tahun 2011 (27,8), tahun 2012 (37,1), tahun 2013 (41,3), tahun 2014 (39,8), tahun 2015 (49,5), dan tahun 2016 (50,75). Berdasarkan informasi tersebut dapat disimpulkan bahwa penurunan tajam kasus DBD terjadi pada tahun 2010 ke 2011. Kemudian mengalami peningkatan hingga tahun 2013, sedikit menurun pada tahun 2014 dan selanjutnya kembali meningkat pada tahun 2015 dan tahun 2016.

Berdasarkan data dari Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur pada Januari 2013 jumlah penderita DBD di Jawa Timur sebanyak 17.230 orang, kemudian Januari 2014 sebanyak 9.445 orang. Selanjutnya, pada Januari 2015 terjadi kenaikan cukup tinggi pada jumlah penderita DBD di Jawa Timur sebanyak 21.226 orang, yang ditetapkan sebagai Kejadian Luar Biasa (KLB). Pada tahun 2015 terdapat 15 kabupaten/kota di Jawa Timur yang menyandang status Kejadian Luar Biasa (KLB) dikarenakan jumlah kasus DBD di wilayah tersebut meningkat dua kali lipat dibandingkan dengan bulan yang sama di tahun 2014, yaitu Kabupaten Sumenep, Kabupaten Jombang, Kabupaten Trenggalek, Kabupaten Banyuwangi, Kota Probolinggo, Kabupaten Tulung Agung, Kabupaten Kediri, Kabupaten Madiun, Kabupaten Pamekasan, Kota Madiun, Kabupaten Magetan, Kabupaten Ponorogo, Kabupaten Lamongan, dan Kota Mojokerto.

Berdasarkan informasi dari Dinas Kesehatan Jawa Timur insiden *rate* (*Incidence Rate*) atau angka kesakitan Demam Berdarah Dengue (DBD) di Jawa Timur pada tahun 2016 sebesar 64,8 per 100.000 penduduk, mengalami peningkatan dibandingkan tahun 2015 yakni 54,18 per 100.000 penduduk. Angka ini masih di atas target nasional ≤ 49 per 100.000 penduduk. Kemudian, untuk jumlah kasus DBD pada tahun 2016 sebanyak 25.338 dimana menunjukkan

peningkatan jumlah kasus DBD dibandingkan dengan tahun 2015 (Dinkes Jawa Timur, 2016).

DBD adalah masalah yang rutin dihadapi di setiap musim hujan maupun pasca musim hujan. Penyakit DBD ini ditularkan melalui gigitan nyamuk *Aedes Aegypti* dan *Albopictus* yang membawa virus *dengue*. Jenis nyamuk tersebut banyak ditemukan di hampir seluruh pelosok Indonesia kecuali ketinggian lebih dari 1000 meter di atas permukaan laut (Siregar, 2004). Pengendalian vektor masih digunakan saat ini untuk memutuskan rantai penularan dalam mencegah DBD, hal ini dikarenakan belum ditemukannya vaksin untuk mencegah virus DBD. Vektor DBD khususnya *Aedes Aegypti* sebenarnya mudah dikendalikan, karena sarang-sarang yang terbatas di tempat yang berisi air bersih serta genangan yang tidak menyentuh tanah dan jarak terbangnya maksimum 100 meter. Namun, karena vektor tersebar dengan luas, maka untuk keberhasilan dari pengendaliannya diperlukan *total coverage* (meliputi seluruh wilayah) agar nyamuk tidak dapat berkembang biak lagi.

Faktor-faktor yang berhubungan dengan peningkatan kejadian DBD dan KLB di Jawa Timur yang sulit untuk dikendalikan berdasarkan Dinas Kesehatan Jawa Timur (2016) terkait dengan kepadatan penduduk, mobilitas penduduk, urbanisasi, pertumbuhan ekonomi, perilaku masyarakat, perubahan iklim, kondisi sanitasi lingkungan dan ketersediaan air bersih (PHBS). Wahyono dkk., (2010) menyatakan bahwa banyak faktor yang dapat mempengaruhi kejadian demam berdarah seperti karakteristik individu, lingkungan perumahan, perilaku, lingkungan fisik dan kemiskinan. Achmadi (2010), mengatakan bahwa beberapa faktor yang mempengaruhi penyebaran penyakit DBD, yaitu meningkatnya kepadatan dan mobilitas penduduk yang menyebabkan persebaran virus *dengue* yang disebarkan nyamuk pun ikut meluas sehingga wilayah endemik demam berdarah pun semakin

meluas hampir semua wilayah di Indonesia, khususnya di Provinsi Jawa Timur. Keterbatasan data dan informasi mengenai faktor-faktor penyebab DBD dan wilayah sebarannya menjadi salah satu pemicu peningkatan DBD di Jawa Timur.

Oleh karena itu, diperlukan investigasi mengenai pola pengelompokan wilayah endemik di Jawa Timur berdasarkan faktor-faktor penyebab DBD sehingga hasil yang diharapkan dapat digunakan untuk pengendalian vektor dimana penanganan DBD difokuskan pada wilayah-wilayah tertentu yang memiliki potensi penyakit DBD tertinggi di Jawa Timur.

Pengelompokan atau *clustering* merupakan teknik yang digunakan untuk mengklasifikasi obyek atau kasus ke dalam *cluster* yang relatif homogen, obyek dalam setiap *cluster* cenderung mirip satu sama lain dan berbeda jauh (tidak sama) dengan obyek dari *cluster* lainnya. Penggunaan analisis *cluster* telah berkembang pesat untuk mengatasi berbagai kebutuhan diantaranya kebijakan yang menyangkut kependudukan dan kewilayahan. Karakteristik kependudukan menurut wilayah geografis merupakan fokus dari cabang ilmu Analisis Geo-Demografi (AGD). Melalui pendekatan analisis spasial, informasi unik dan tersembunyi dari data demografi digali dan telah terbukti berhasil diaplikasikan secara luas dalam mendukung pengambilan kebijakan yang efektif (Son dkk., 2012). AGD merupakan keberhasilan pelaksanaan dari Sistem Informasi Geografis (SIG) digunakan untuk memprediksi perilaku orang berdasarkan model statistik dan lokasi tempat tinggal mereka (Feng dan Flowerdew, 1998 dalam Hadi, 2017).

Secara umum metode *clustering* dibedakan menjadi dua yaitu *clustering* klasik dan *fuzzy clustering*. *Clustering* klasik didasarkan pada teori himpunan klasik yang menunjukkan apakah suatu objek merupakan anggota atau bukan anggota dari suatu *cluster* sedangkan, kelebihan *fuzzy clustering* yang akan digunakan dalam

penelitian ini memungkinkan suatu objek menjadi anggota dari beberapa *cluster* secara bersamaan dengan derajat keanggotaan yang berbeda. *Fuzzy clustering* lebih sering digunakan dalam AGD karena dapat membantu mengurangi masalah kekeliruan ekologis. Metode *Fuzzy clustering* yang sering digunakan dalam AGD adalah *Fuzzy C-Means* (FCM). FCM merupakan algoritma yang efektif dengan prosedur iterasi berdasarkan pusat *cluster* yang sederhana. FCM dipertimbangkan untuk digunakan saat berhadapan dengan volume data yang besar (Wu dkk., 2012).

FCM pertama kali diperkenalkan oleh Bezdek pada tahun 1984, pengembangan yang menarik dari FCM yaitu algoritma *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* (FGWC) yang diusulkan oleh Mason dan Jacobson (2007). FGWC merupakan *state of the art* dari algoritma AGD terkini. FGWC menawarkan solusi alternatif dari algoritma *clustering* reguler yang lebih mengakomodir AGD dengan kemampuan untuk menerapkan efek populasi dan jarak ke dalam analisis *clustering* geodemografi (Mason dan Jacobson, 2007). Kelemahan FGWC terletak pada proses inialisasinya, yaitu keterbatasan dalam memilih nilai awal pusat *cluster* karena dilakukan secara acak, dan dapat menyebabkan proses iterasi gagal untuk mencapai solusi global optimum (Wijayanto dan Purwariantini, 2014).

Salah satu metode yang sering digunakan untuk mengatasi permasalahan pencarian solusi global optimum adalah metaheuristik. Metaheuristik berpeluang besar mencapai solusi yang lebih baik dengan lebih sedikit proses komputasi atau waktu yang lebih singkat daripada metode heuristik sederhana atau algoritma optimasi yang lain (Hadi, 2017). Kebanyakan metaheuristik terinspirasi oleh perilaku hewan di alam. Algoritma metaheuristik yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah *Particle Swarm Optimization* (PSO). Algoritma PSO terinspirasi oleh kegiatan adaptasi lingkungan dari sekumpulan kawanan binatang seperti burung dan ikan,

mereka menerapkan pendekatan “saling bertukar informasi” untuk mencari makanan dan menghindari predator (Hassan dkk., 2004). Kelebihan dari algoritma PSO yakni tidak memiliki perhitungan mutasi yang tumpang tindih sehingga pencarian dapat dilakukan dengan kecepatan dari setiap partikel, partikel yang optimal dapat mengirim informasi sehingga partikel lain dapat cepat melakukan pencarian. Perhitungan dari algoritma PSO juga sangat sederhana dibandingkan dengan perhitungan algoritma yang berkembang lainnya. Algoritma PSO memiliki tingkat optimasi yang paling tinggi dan dapat diselesaikan dengan perhitungan sederhana (Bai, 2010).

Untuk mengatasi kelemahan FGWC, Wijayanto dan Purwariantini (2014) mengintegrasikan algoritma PSO dan algoritma *Artificial Bee Colony* (ABC) ke dalam FGWC sehingga berhasil meningkatkan performa FGWC, integrasi tersebut selanjutnya dikenal dengan nama FGWC-PSO dan FGWC-ABC. Kemudian, Hadi (2017) menerapkan strategi pemilihan pembobotan inersia untuk membandingkan performa FGWC-PSO jika memakai pembobot inersia yang berbeda, dari 15 jenis pembobot inersia yang dikenal secara umum digunakan 4 jenis pembobot inersia yakni *chaotic inertia weight*, *random inertia weight*, *constant inertia weight*, dan *linear decreasing inertia weight*. Kemudian, integrasi tersebut dikenal dengan FGWC-PSO-CH, FGWC-PSO-RD, FGWC-PSO-CO, dan FGWC-PSO-LD.

Perbaikan FGWC telah dilakukan dengan mengintegrasikan berbagai algoritma metaheuristik, sebagai alat pengoptimalan global untuk meningkatkan akurasi *clustering* pada tahap awal algoritma FGWC. Namun, dengan penambahan algoritma PSO ke FGWC menyebabkan waktu komputasi berjalan semakin lambat. Hal ini disebabkan karena iterasi yang berulang pada algoritma PSO untuk

mencapai iterasi maksimum (solusi terbaik), dimana fungsi obyektif yang terletak di *global optimum*.

Beberapa penelitian menyarankan untuk mengintegrasikan *context based clustering* untuk mengatasi masalah waktu komputasi yang berjalan lambat. *Context based clustering* adalah proses *clustering* yang memusatkan *clustering* sesuai dengan *context variable* yang ditetapkan tanpa mengurangi kualitas *clustering*. *Context based clustering* pertama diperkenalkan sebagai variabel tambahan (kondisional) yang diterapkan dalam FCM. Cuong (2010) mengintegrasikan *context based clustering* dengan FCM dan didapatkan bahwa *context fuzzy C-means* (CFCM) dapat mengurangi waktu komputasi FCM. Kemudian, Son (2014) mendapatkan hasil yang sama dengan mengintegrasikan FGWC dengan *context based clustering* dan Nurmala (2016) juga mendapatkan kesimpulan yang sama yakni *context based clustering* dapat mempersingkat kecepatan komputasi. Nurmala (2016) mengintegrasikan *context based clustering* dengan FGWC-Ant Colony Optimization (FGWC-ACO).

Dalam penelitian ini akan menggunakan tiga metode untuk menentukan *context variable* yakni: pertama, menggunakan nilai acak untuk menetapkan *context variable*; kedua, menggunakan FCM; dan ketiga, menggunakan rata-rata dan nilai standar deviasi. Untuk menyelidiki pengaruh integrasi dari ketiga metode penentuan *context variable* ke FGWC, maka akan dilakukan perbandingan kualitas *clustering* antara algoritma. Kualitas hasil *clustering* yang terbentuk akan dibandingkan menggunakan nilai indeks IFV yakni indeks validitas untuk *fuzzy clustering* spasial. Indeks IFV ini akan mengevaluasi kualitas *clustering* dari metode yang diusulkan. Berdasarkan penjelasan sebelumnya, maka penelitian ini bertujuan untuk menginvestigasi pola *clustering* wilayah *endemic* di Jawa Timur berdasarkan faktor-

faktor penyebab DBD. Metode integrasi FGWC-PSO dengan tiga macam metode *context based clustering* akan diterapkan dalam penelitian ini.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang permasalahan, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah:

- a. Bagaimana hasil integrasi algoritma FGWC-PSO dengan *context based clustering* dalam *clustering* wilayah endemik di Jawa Timur berdasarkan faktor penyebab penyebaran DBD ?
- b. Bagaimana karakteristik *cluster* yang terbentuk dalam kasus *clustering* wilayah endemik di Jawa Timur berdasarkan algoritma terbaik?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah maka, tujuan dalam penelitian ini adalah:

- a. Mendapatkan hasil integrasi algoritma FGWC-PSO dengan *context based clustering* dalam *clustering* wilayah endemik di Jawa Timur berdasarkan faktor penyebab penyebaran DBD.
- b. Mendapatkan karakteristik *cluster* yang terbentuk dalam kasus *clustering* wilayah endemik di Jawa Timur berdasarkan algoritma terbaik pada tujuan sebelumnya.

1.4 Batasan Masalah

Beberapa batasan permasalahan yang digunakan dalam penelitian ini adalah:

1. Metode yang dikembangkan adalah integrasi *context based clustering* ke FGWC-PSO (CFGWC-PSO) dalam kasus *clustering* wilayah endemik di Jawa Timur berdasarkan faktor penyebab penyebaran DBD.
2. Jenis pembobot inersia yang digunakan dalam algoritma PSO adalah *linear decreasing inertia weight*.

3. Nilai fuzziness (m) yang digunakan dalam penelitian ini adalah 2.

1.5 Manfaat Penelitian

Beberapa manfaat yang diperoleh dari hasil penelitian ini adalah:

1. Memperoleh metode rekomendasi untuk mengoptimumkan performa metode FGWC-PSO yakni CFGWC-PSO.

2. Metode yang digunakan pada penelitian ini dapat dijadikan metode alternatif untuk pengolahan data *clustering* menggunakan metode analisis *fuzzy clustering* bagi pengguna lainnya secara luas.

3. Metode yang digunakan pada penelitian dapat digunakan sebagai bahan informasi untuk kegiatan-kegiatan survey di BPS yang menggunakan metode *clustering*.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis Cluster

Analisis *cluster* merupakan suatu teknik yang digunakan untuk melakukan klasifikasi terhadap obyek atau kasus ke dalam *cluster* yang relatif homogen, yang disebut *cluster* atau kelompok. Obyek dalam setiap *cluster* cenderung mirip satu sama lain dan berbeda jauh (tidak sama) dengan obyek dari *cluster* lainnya (Supranto, 2004). Analisis yang biasanya digunakan dalam *clustering* adalah Analisis *Cluster* Klasik (Hirarki) yang digunakan ketika tidak diketahui banyak *cluster* yang akan dibentuk. Pada penelitian ini digunakan *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* yang masih jarang digunakan.

Perbedaan mendasar dari *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* dengan Analisis *Cluster* Klasik adalah pada metode *clustering* anggotanya. Pada analisis *cluster* klasik suatu anggota hanya dapat menempati satu tempat pada beberapa *cluster*, dan bukan merupakan anggota dari *cluster* yang lain. Sedangkan, pada *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* suatu anggota dapat menjadi anggota dari semua *cluster* yang ada dengan derajat keanggotaan pada pusat *cluster* tersebut. Banyak *cluster* pada *fuzzy geographically weighted clustering* yang akan terbentuk dihitung pada awal iterasi. Jadi dilakukan pencarian pusat *cluster* terlebih dahulu kemudian mencari derajat keanggotaan pada setiap pusat *cluster*.

Fuzzy geographically weighted clustering merupakan alternatif yang *geographically aware* dengan mendukung kemampuan untuk menerapkan efek populasi dan jarak untuk menganalisis *cluster* geo-demografis. Analisis geo-

demografi telah banyak dipakai cukup lama dan mengacu pada pengembangan dan penerapan tipologi *small-area* yang digunakan untuk memahami tingkat variasi dalam pola perilaku konsumen, kondisi medis, masalah sosial, dan karakteristik hidup lainnya yang diamati antara *cluster* sosial ekonomi yang berbeda. Tipologi tersebut muncul dari perpaduan data sensus dan perkembangan metode klasifikasi dalam membentuk klasifikasi multidimensi penduduk berdasarkan lokasi tempat tinggalnya (Brown dkk., 1991).

Tujuan utama Analisis Geo-Demografi (AGD) adalah untuk menghasilkan *cluster* berdasarkan status sosial dan ekonomi penduduk di suatu wilayah, sehingga lebih mudah untuk memprediksi perilaku manusia berdasarkan tempat tinggal dan kebiasaan (Grekousis dan Thomas, 2011). Ada dua asumsi utama dalam AGD yaitu; pertama, dua orang yang tinggal di *area* yang sama biasanya memiliki karakteristik yang sama daripada dua orang dari *area* yang berbeda. Kedua, dua *area* dapat dikategorikan berdasarkan populasi yang dimiliki (Son, 2012). Berdasarkan kedua asumsi tersebut, teknik *clustering* biasa digunakan untuk *clustering* data geo-demografi ke dalam beberapa *cluster* sehingga data lebih mudah dikelola untuk tujuan analisis (Mason dan Jacobson, 2007).

2.2 Fuzzy Clustering

Logika *fuzzy* berdasarkan pada himpunan *fuzzy* pertama kali diperkenalkan oleh Zadeh pada tahun 1965. Pada himpunan tegas suatu objek mempunyai dua kemungkinan, yaitu menjadi anggota suatu himpunan (bernilai 1), atau tidak menjadi anggota suatu himpunan (bernilai 0). Pada himpunan *fuzzy*, objek dapat menjadi anggota semua himpunan atau dengan kata lain derajat keanggotaan dari himpunan

fuzzy tersebut bersifat kontinyu dimana nilainya berada dalam rentang $[0,1]$. Fuzzy clustering merupakan metode dari analisis cluster yang menggunakan prinsip dari logika fuzzy untuk menghitung nilai keanggotaan dari setiap objek dalam setiap cluster (Mason dan Jacobson, 2007). Fuzzy clustering (soft clustering) merupakan metode tanpa pengawasan (unsupervised) yang kuat untuk menganalisis data dan untuk membangun model (Babuska, 2001).

Fuzzy clustering adalah salah satu teknik untuk menentukan cluster optimal dalam suatu ruang vektor. Fuzzy clustering sangat berguna bagi pemodelan fuzzy terutama dalam mengidentifikasi aturan-aturan fuzzy. Metode clustering merupakan clustering data beserta parameternya dalam cluster-cluster sesuai kecenderungan sifat dari masing-masing data tersebut (kesamaan sifat). Ada beberapa algoritma clustering data, salah satu diantaranya adalah Fuzzy C-Means. Fuzzy C-Means adalah suatu teknik clustering yang mana keberadaannya tiap-tiap titik data dalam suatu cluster ditentukan oleh derajat keanggotaan. Teknik ini pertama kali diperkenalkan oleh Jim Bezdek pada tahun 1981. Konsep dari Fuzzy C-Means pertama kali adalah menentukan pusat cluster, yang akan menandai lokasi rata-rata untuk tiap-tiap cluster. Pada kondisi awal, pusat cluster ini masih belum akurat. Tiap-tiap titik data memiliki derajat keanggotaan untuk tiap-tiap cluster. Dengan cara memperbaiki pusat cluster dan derajat keanggotaan tiap-tiap titik data secara berulang, maka akan dapat dilihat bahwa pusat cluster akan bergerak menuju lokasi yang tepat. Perulangan ini didasarkan pada minimasi fungsi obyektif yang menggambarkan jarak dari titik data yang diberikan ke pusat cluster yang terbobot oleh derajat keanggotaan titik data tersebut.

Dalam AGD, FCM lebih banyak digunakan dibandingkan *hard clustering* (*cluster* klasik), karena dapat membantu mengurangi kekeliruan ekologis (Mason dan Jacobson, 2007). Tujuan FCM adalah untuk meminimumkan fungsi objektif, dan FCM merupakan metode yang *robust* dalam meminimumkan fungsi objektif (Klawonn, 2004). Fungsi objektif dalam FCM didefinisikan sebagai berikut:

$$J_m(\tilde{U}, v) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (u_{ik})^m (d_{ik})^2 \quad (2.1)$$

$$d_{ik} = d(x_k - v_i) = \left[\sum_{j=1}^m (x_{kj} - v_{ij})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (2.2)$$

dengan :

u_{ik} = nilai keanggotaan dari data ke-k pada kelompok ke-i, $0 \leq u_{ik} \leq 1$

d_{ik} = jarak dari titik data x_k ke pusat kelompok v_i

v_i = nilai pusat kelompok ke-i

x_k = titik data ke-k

n = jumlah objek penelitian

c = jumlah kelompok yang diinginkan

m = *fuzziness*, parameter yang digunakan untuk mengukur tingkat kesamaran

dari hasil pengelompokkan, $m > 1$

FCM mempunyai banyak kelemahan di tahap inisialisasinya. Nilai *random* pada tahap inisialisasinya juga akan berdampak pada performa algoritma dan hasil yang akan mudah terjebak pada lokal optimum. FCM akan sangat sensitif pada

"noise" dan kurang efektif ketika menggunakan *dataset* yang dimensinya lebih besar daripada jumlah sampelnya. FCM juga tidak bisa menentukan jumlah *cluster* sendiri (Alata dkk., 2008).

2.3 Fuzzy Geographically Weighted Clustering (FGWC)

Untuk mengatasi kelemahan FCM tersebut kemudian Mason dan Jacobson (2007) memperkenalkan *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* (FGWC), merupakan perbaikan dari algoritma *Fuzzy C-Means* yang sudah melibatkan efek populasi dan jarak dalam perhitungan bobot keanggotaan tiap observasinya.

Pengaruh satu wilayah terhadap wilayah lain dianggap oleh FGWC sebagai hasil dari jumlah populasi dan jarak antar wilayah tersebut. Penentuan keanggotaan *cluster* pada FGWC yang dihitung di setiap iterasi ditunjukkan oleh rumus berikut.

$$u'_i = \alpha u_i + \beta \frac{1}{A} \sum_j^n W_{ij} u_j \quad (2.3)$$

dengan :

u'_i = nilai keanggotaan baru dari objek i

u_i = nilai keanggotaan lama dari objek i

W_{ij} = ukuran pembobot sejumlah interaksi antar wilayah

A = nilai untuk memastikan nilai pembobot tidak lebih dari 1

α dan β merupakan faktor pengali untuk nilai keanggotaan yang lama dan nilai pembobot dari rerata keanggotaan unit observasi lain. Nilai α dan β didefinisikan sebagai berikut.

$$\alpha + \beta = 1 \quad (2.4)$$

Pembobot keanggotaan W_{ij} didefinisikan sebagai berikut.

$$W_{ij} = \frac{(m_i m_j)}{d_{ij}} \quad (2.5)$$

dengan:

m_i = jumlah populasi dari wilayah i

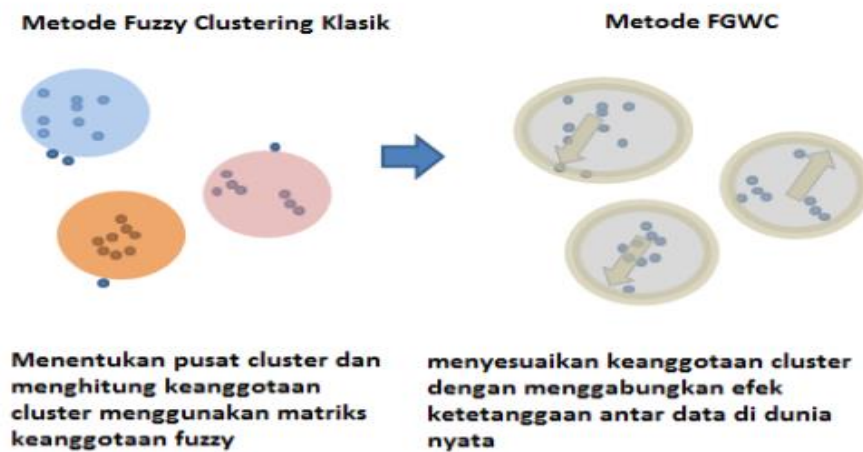
m_j = jumlah populasi dari wilayah j

d_{ij} = jarak antara wilayah i dan wilayah j

FGWC merupakan perbaikan dari algoritma Feng dan Flowerdew yang menggabungkan *fuzzy clustering* dengan *Neighbourhood Effect* (NE). Algoritma ini mencoba memperhitungkan efek ketetanggaan/*Neighborhood Effect* (NE) setelah proses *fuzzy clustering*, yang terbukti memberikan hasil yang lebih baik untuk *clustering fuzzy* (Feng dan Flowerdew, 1998). Metode usulan Feng dan Flowerdew tersebut ternyata masih memiliki beberapa keterbatasan. Pertama, *Neighborhood Effect* (NE) mengabaikan efek daerah yang tidak memiliki batas umum. Kedua, mereka mengabaikan efek populasi yang merupakan sebuah pertimbangan kunci dari analisis geodemografis (Mason dan Jacobson, 2007). Oleh karena itu disusunlah sebuah algoritma baru untuk mengatasi kelemahan-kelemahan tersebut yang dinamakan *Fuzzy Geographically Weighted Clustering* (FGWC).

FGWC memasukkan unsur geografis dalam analisis geo-demografis sehingga *cluster* sensitif terhadap efek lingkungan dan akan berpengaruh pada nilai-nilai pusat *cluster* untuk menciptakan *cluster* yang “*geographically aware*”. Sambil

melakukan modifikasi geografis berulang selama proses pengelompokan, FGWC tidak hanya menentukan pembagian *cluster* tetapi juga menyesuaikan nilai matriks keanggotaannya. Sebuah gambaran konseptual konsep *geographically weighted clustering* ini dan modifikasi untuk metode *fuzzy clustering* klasik disajikan dalam gambar 2.1 :



Gambar 2.1 Gambaran Konsep *Fuzzy Clustering* klasik dan FGWC (Hadi, 2017)

Berdasarkan gambar 2.1 dapat dilihat bahwa metode *fuzzy clustering* klasik menentukan *pusat cluster* dan keanggotaan *cluster* menggunakan matriks keanggotaan *fuzzy*. Sedangkan, metode FGWC menyesuaikan keanggotaan *cluster* dengan menggabungkan efek ketetanggaan antar data di dunia nyata.

2.4 Metode Metaheuristik

Metaheuristik adalah generasi baru pengembangan dari algoritma heuristik. Metaheuristik dikembangkan karena tingginya tingkat kompleksitas masalah kombinatorial pada dunia nyata akibat makin luasnya dimensi kendala, sehingga pendekatan eksak sudah tidak mungkin digunakan. Dalam dunia nyata aplikasi

optimasi tak terhitung jumlahnya. Optimasi dapat terjadi dalam hal meminimalkan waktu, biaya, dan resiko, atau memaksimalkan keuntungan, kualitas dan efisiensi.

Banyak masalah optimasi yang kompleks dan sulit diatasi dikarenakan tidak dapat diselesaikan dengan cara yang tepat dan waktu yang singkat. Istilah “metaheuristik”

pertama kali diperkenalkan oleh Glover pada tahun 1986, “*heuristic*” artinya seni menemukan strategi (aturan) baru dalam memecahkan masalah. Sedangkan “*meta*” artinya tingkatan yang lebih tinggi. Jadi metaheuristik dapat diartikan strategi tingkat

tinggi yang memandu dan memodifikasi prosedur *heuristic* lainnya dalam

menghasilkan solusi untuk memecahkan masalah optimasi tertentu. Metaheuristik

dapat memecahkan masalah tersebut, dengan mengurangi ukuran ruang pencarian

solusi yang efektif dan kemudian mengeksplorasinya dengan efisien. Metaheuristik

mempunyai tiga tujuan utama, yaitu mengatasi masalah lebih cepat, mengatasi

masalah yang besar, dan memperoleh algoritma yang *robust*, selain itu mudah

dirancang dan diimplementasikan serta fleksibel. Metaheuristik adalah cabang

optimasi dari ilmu komputer dan matematika terapan yang berhubungan dengan

algoritma dan teori komputer yang kompleks. Kebanyakan metaheuristik meniru

perilaku hewan di alam dalam memecahkan masalah optimasi (Thalbi, 2009).

Filosofi metaheuristik terbagi menjadi dua, yaitu sebagai berikut.

a. Perluasan dari algoritma *Local Search (Trajectory Method)*

Tujuannya adalah untuk menghindari terjadinya *local minima*, sehingga

dapat melakukan eksplorasi pada ruang pencarian sambil terus mencari

local minima yang lebih baik. *Trajectory method* menggunakan satu atau

lebih struktur *neighbourhood*. Contoh: *Tabu Search*, *Iterated Local Search*,

Variable Neighbourhood Search, GRASP, dan *Simulated Annealing*.

b. Menggunakan komponen pembelajaran (*Learning Population-Based Method*)

Metode ini secara implisit maupun eksplisit mencoba mempejari korelasi antar variabel keputusan untuk mengidentifikasi area yang berkualitas pada ruang pencarian. Metode ini melakukan sampling maya pada ruang pencarian. Contoh: *Ant Colony Optimization*, *Particle Swarm Optimization*, dan *Evolutionary Computation (Genetic Algorithm)*.

Klasifikasi pencarian pada metaheuristik adalah sebagai berikut :

- Inspirasi oleh alam atau inspirasi oleh non alam.
- Berbasis populasi atau berbasis satu titik.
- Objective function* yang dinamis atau statis.
- Satu atau lebih struktur *neighbourhood*.
- Penggunaan kapasitas memori yang besar atau sedikit.

Dalam semua jenis metaheuristik, terdapat istilah diversifikasi dan intensifikasi dimana merupakan komponen utama yang sangat penting. Diversifikasi berarti mengeksplorasi ruang pencarian pada skala global untuk menghasilkan beragam solusi, sedangkan intensifikasi berarti fokus pada pencarian di area lokal dengan mengeksplorasi informasi dari solusi yang baik yang ditemukan di area lokal. Keseimbangan antara diversifikasi dan intensifikasi sangat penting untuk menghasilkan algoritma metaheuristik yang efisien, keseimbangan itu bisa diperoleh melalui 2 (dua) kemampuan yang harus dimilikinya.

Pertama adalah kemampuan menghasilkan solusi baru atau perbaikan solusi sebelumnya yang meliputi area penting dimana global optimum mungkin

berada. Kedua, kemampuan untuk melepaskan diri atau tidak terjebak pada lokal optimum. Diversifikasi yang besar meningkatkan probabilitas untuk menemukan global optimum namun mengurangi efisiensi, sedangkan intensifikasi yang besar cenderung membuat algoritma terjebak pada lokal optimum (Yang dkk., 2014). Telah banyak penelitian yang memodifikasi metode metaheuristik standar, modifikasi tersebut merupakan upaya untuk menyeimbangkan proses diversifikasi dan intensifikasi guna mencapai global optimum.

2.5 Particle Swarm Optimization (PSO)

Particle Swarm Optimization (PSO) pertama kali diusulkan oleh James Kennedy dan Russel Eberhart pada tahun 1995, PSO menggunakan populasi individu untuk menyelidiki daerah yang menjanjikan dari suatu ruang pencarian. PSO adalah algoritma pencarian global berbasis populasi yang meniru kemampuan (kognitif dan perilaku sosial) dari kawanan (*swarm*). PSO memperoleh hasil yang lebih baik dalam masalah-masalah yang rumit dan *multi peak* (Rana dkk., 2010). Ide dasar PSO adalah bahwa setiap partikel merupakan solusi potensial yang diperbarui menurut pengalaman sendiri dan pengalaman tetangga. Pada algoritma PSO, vektor kecepatan diperbaharui untuk masing-masing partikel, kemudian menjumlahkan vektor kecepatan tersebut ke posisi partikel. Proses memperbaharui kecepatan dipengaruhi oleh kedua solusi, yaitu melakukan penyesuaian posisi terbaik dari partikel (*particle best*) dan penyesuaian terhadap partikel terbaik dari seluruh kawanan (*global best*). Pada tiap iterasi, setiap solusi yang direpresentasikan oleh posisi partikel dievaluasi dengan cara memasukkan solusi tersebut dalam *fitness function* (Santosa dan Willy, 2011).

Prosedur algoritma PSO ialah: (1) Inisialisasi populasi dari partikel-partikel dengan posisi dan kecepatan secara acak; (2) Evaluasi nilai *fitness* untuk masing-masing partikel; (3) Perbandingan dan pembaharuan *particle best* dan *global best* untuk tiap-tiap partikel berdasarkan fungsi *fitness*. Tahap selanjutnya adalah pengulangan langkah berikut sampai *stopping criteria* terpenuhi:

- a. Menggunakan *particle best* dan *global best* yang ada, perbaharui kecepatan setiap partikel. Dari kecepatan yang diperoleh, perbaharui posisi partikel dengan menjumlahkan kecepatan baru dan posisi sebelumnya menggunakan persamaan 2.6 dan persamaan 2.7.

$$v_i(t) = \omega v_i(t-1) + c_1 r_1 (x_{pi} - x_i) + c_2 r_2 (x_{gi} - x_i) \quad (2.6)$$

$$x_i(t) = x_i(t-1) + v_i(t) \quad (2.7)$$

dengan :

v_i = kecepatan partikel ke- i

x_i = posisi partikel ke- i

x_{gi} = posisi terbaik dari semua partikel (*gbest*)

x_{pi} = posisi terbaik dari semua partikel ke- i (*pbest*)

$r_{1,2}$ = bilangan acak berdistribusi *uniform* dalam rentang [0,1]

$c_{1,2}$ = percepatan konstan yang nilainya positif

ω = pembobot inersia

- t = penghitung iterasi
- Evaluasi *fitness* dari setiap partikel
 - Bandingkan dan perbaharui *particle best* dan *global best* tiap-tiap partikel berdasarkan fungsi *fitness*
 - Cek *stopping criteria*. Jika terpenuhi, berhenti. Jika tidak, kembali ke (a).

Performa algoritma PSO sangat tergantung pada pemilihan parameter yang tepat, pembobot inersia berperan dalam menyeimbangkan proses diversifikasi dan intensifikasi (Bansal dkk., 2011). Pembobot inersia menentukan tingkat kontribusi kecepatan partikel sebelumnya terhadap kecepatan partikel pada saat itu, untuk pembobot inersia yang besar maka dampak kecepatan sebelumnya akan lebih tinggi, dengan demikian nilai pembobot inersia merupakan *trade-off* antara eksplorasi global dan eksploitasi lokal.

Berdasarkan penelitian Hadi (2017) untuk penelitian pembobot inersia terbaik yakni *Linear Decreasing Inertia Weight*. Formula pembobot inersia tersebut dapat diuraikan sebagai berikut:

$$w(t) = w_{max} - \frac{w_{max} - w_{min}}{MAX_{iter}} \times k \quad (2.8)$$

dengan :

$w(t)$ = Penimbang inersia pada iterasi ke t

w_{max} = 0,9

w_{min} = 0,4

MAX_{iter} = Maksimum iterasi yang ditentukan

2.5.1 Kelebihan dan Kekurangan PSO

Kelebihan algoritma PSO (Bai, 2010):

- a) Algoritma PSO didasari oleh *intelligence*. Hal ini dapat diterapkan baik ke dalam penelitian ilmiah maupun teknik.
- b) Algoritma PSO tidak memiliki perhitungan mutasi yang tumpang tindih. Pencarian dapat dilakukan dengan kecepatan dari setiap partikel. Partikel yang optimal dapat mengirim informasi sehingga partikel lain dapat cepat melakukan pencarian.
- c) Perhitungan dari algoritma PSO sangat sederhana dibandingkan dengan perhitungan algoritma yang berkembang lainnya. Algoritma PSO ini memiliki tingkat optimasi yang paling tinggi dan dapat diselesaikan dengan perhitungan yang sederhana.
- d) Algoritma PSO mengandung bilangan *real*.

Kekurangan algoritma PSO (Bai, 2010):

- a) Algoritma ini mudah mengalami optimasi yang parsial yang mengakibatkan kurang tepatnya pengaturan terhadap kecepatan dan tujuan.
- b) Algoritma ini tidak dapat bekerja di luar masalah optimasi.
- c) Algoritma ini tidak dapat bekerja di luar masalah sistem koordinat.

2.6 Fungsi Objektif FGWC-PSO

Algoritma FGWC memiliki beberapa keterbatasan dalam tahap inisialisasi.

Pertama, jumlah kelompok geodemografis (*cluster*) harus didefinisikan secara manual oleh pengguna. Kedua, pusat *cluster* (*centroid*) ditentukan secara acak sehingga proses iterasi gagal mencapai solusi global optimum. Untuk mengatasi keterbatasan ini maka algoritma PSO digunakan untuk memilih pusat *cluster* atau matriks keanggotaan dalam fase inisialisasi FGWC. Fungsi objektif FGWC yang akan diminimumkan adalah:

$$J_{FGWC}(U, V; X) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m |v_i - x_k|^2 \rightarrow \min \quad (2.9)$$

dimana m adalah bobot eksponen yang menentukan *fuzziness clusters*, u_{ik} adalah sebuah elemen dari matriks partisi, v_i adalah pusat *cluster*, dan x_k adalah titik data.

Pusat *cluster* itu sendiri dapat ditentukan dengan menggunakan rumus berikut:

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m} \quad (2.10)$$

Di sisi lain, matriks keanggotaan *fuzzy cluster* sebelum modifikasi geografis dapat dihitung sebagai berikut:

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{|v_i - x_k|}{|v_j - x_k|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (2.11)$$

Lebih jelasnya, fungsi objektif $J_{FGWC}(U, V; X)$ akan diminimumkan dengan melakukan optimasi melalui parameter U dan V . Pengganda lagrange λ_k dengan constraint $\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1$ digunakan untuk mencari nilai optimum dari u_{ik} dan v_i .



Fungsi lagrange untuk FGWC kemudian diturunkan terhadap masing-masing parameter dan disamakan dengan nol untuk mendapatkan nilai optimum dari u_{ik} dan v_i . Langkah-langkahnya dijabarkan sebagai berikut (Wijayanto dan Purwariantini, 2014):

$$L_{FGWC}(U, V; X) = J_{FGWC}(U, V; X) + \lambda_k (\text{Constraint})$$

$$L_{FGWC}(U, V; X) = J_{FGWC}(U, V; X) + \sum_{k=1}^n \lambda_k \left(1 - \sum_{i=1}^c u_{ik} \right)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial L_{FGWC}}{\partial \lambda_k} &= \frac{\partial (\sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m |v_i - x_k|^2 + \sum_{k=1}^n \lambda_k (1 - \sum_{i=1}^c u_{ik}))}{\partial \lambda_k} \\ &= 1 - \sum_{i=1}^c u_{ik} \end{aligned}$$

Dengan $\frac{\partial L_{FGWC}}{\partial \lambda_k} = 0$, maka hasilnya

$$\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1 \quad (2.12)$$

Untuk $\frac{\partial L_{FGWC}}{\partial u_{ik}}$ adalah:

$$\begin{aligned} \frac{\partial L_{FGWC}}{\partial \mu_{ik}} &= \frac{\partial (\sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m |v_i - x_k|^2 + \sum_{k=1}^n \lambda_k (1 - \sum_{i=1}^c u_{ik}))}{\partial \mu_{ik}} \\ &= m u_{ik}^{m-1} |v_i - x_k|^2 - \lambda_k \end{aligned}$$

Dengan $\frac{\partial L_{FGWC}}{\partial \lambda_{ik}} = 0$, maka

$$\mu_{ik}^{m-1} = \left(\frac{\lambda_k}{m |v_i - x_k|^2} \right)$$

$$\mu_{ik} = \left(\frac{\lambda_k}{m|v_i - x_k|^2} \right)^{1/(m-1)} \quad (2.13)$$

Parameter u_{ik} masih mengandung lagrangian λ_k , maka dilakukan substitusi persamaan 2.12 ke persamaan 2.13 untuk menghilangkan lagrangian λ_k , sehingga diperoleh:

$$\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1$$

$$\sum_{i=1}^c \left(\frac{\lambda_k}{m|v_i - x_k|^2} \right)^{1/(m-1)} = 1$$

$$\lambda_k^{1/(m-1)} \left(\frac{1}{\sum_{i=1}^c m|v_i - x_k|^2} \right) = 1 \quad (2.14)$$

$$\left(\frac{\lambda_k}{m} \right)^{1/(m-1)} = \frac{1}{\sum_{i=1}^c \left(\frac{1}{|v_i - x_k|^2} \right)^{1/(m-1)}} \quad (2.15)$$

Dengan mensubstitusikan persamaan 2.15 ke persamaan 2.13, maka diperoleh nilai u_{ik} , yaitu matriks keanggotaan dari *fuzzy cluster* sebelum modifikasi geografi yang dapat dihitung sebagai berikut:

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{i=1}^c \left(\frac{1}{|v_j - x_k|^2} \right)^{1/(m-1)}} \left(\frac{1}{|v_j - x_k|^2} \right)^{1/(m-1)}$$

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

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{i=1}^c \left(\frac{|v_i - x_k|}{|v_j - x_k|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (2.16)$$

Sedangkan, Parameter v_i yang optimum akan diperoleh sebagai berikut:

$$\frac{\partial L_{FGWC}}{\partial v_i} = \frac{\partial (\sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m |v_i - x_k|^2 + \sum_{k=1}^n \lambda_k (1 - \sum_{i=1}^c u_{ik}))}{\partial v_i}$$

$$\frac{\partial L_{FGWC}}{\partial v_i} = \frac{\partial (\sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m |v_i - x_k|^2)}{\partial v_i}$$

Dengan $\frac{\partial L_{FGWC}}{\partial v_i} = 0$, serta nilai $|v_i - x_k|^2 = (v_i - x_k)^T (v_i - x_k)$ maka

$$\frac{\partial (\sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m |v_i - x_k|^2)}{\partial v_i} = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m \frac{\partial}{\partial v_i} [(v_i - x_k)^T (v_i - x_k)]$$

$$= \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m \frac{\partial}{\partial v_i} (x_k^T (x_k) - 2x_k v_i + (v_i)^T (v_i))$$

$$= \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m (-2x_k) + \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m (2v_i)$$

Dengan $\frac{\partial L_{FGWC}}{\partial v_i} = 0$, maka

$$\sum_{k=1}^n u_{ik}^m (-2x_k) + \sum_{k=1}^n u_{ik}^m (2v_i) = 0$$

$$-2[\sum_{k=1}^n u_{ik}^m (x_k - v_i)] = 0$$

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

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m} \quad (2.17)$$

dengan:

u_{ik} = nilai keanggotaan dari data ke- k pada kelompok ke- i

v_i = nilai pusat kelompok ke- i

x_k = titik data ke- k

n = jumlah objek penelitian

c = jumlah kelompok yang diinginkan

m = fuzziness, parameter yang digunakan untuk mengukur tingkat kesamaran

dari hasil pengelompokkan, $m > 1$

kemudian dilakukan formulasi ulang dengan mensubstitusikan persamaan 2.16 ke persamaan 2.9, dan substitusikan persamaan 2.17 ke persamaan 2.9 sehingga menghasilkan dua formulasi fungsi objektif sebagai berikut:

$$J_{FGWC}(V; X) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n \frac{|v_i - x_k|^2}{\left(\sum_{j=1}^c \left(\frac{|v_i - x_k|}{|v_j - x_k|} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right)^m} \rightarrow \min \quad (2.18)$$

$$J_{FGWC}(U; X) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m \left| \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m} - x_k \right|^2 \rightarrow \min \quad (2.19)$$

Kedua proses formulasi tersebut secara luas diketahui sebagai optimasi alternatif atau *alternating optimization* (AO), kedua formula tersebut digunakan untuk mengoptimalkan model FGWC melalui beberapa kondisi ekstrim dari fungsi objektif FGWC (J_{FGWC}). Berkenaan dengan hal itu, hasil masing-masing formulasi fungsi disebut sebagai FGWC-U dan FGWC-V, sedangkan μ_{ik} pada pada formula FGWC-U adalah keanggotaan *cluster* geografi yang telah dimodifikasi (Wijayanto dan Purwariantini, 2014).

2.7 Context Based Clustering

Context Based Clustering adalah metode yang berfokus pada *clustering* data berdasarkan kondisi tertentu atau metode yang memusatkan kumpulan data asli oleh kondisi spesifik dari dimensinya. Nurmala (2015) menyebutkan bahwa ada 3 metode dalam *context based clustering* yakni:

- a. Memulai *random* matriks dengan ukuran $n \times 1$ dimana terdiri dari nilai *random* antara 0 hingga 1.
- b. Menggunakan FCM dengan langkah-langkah sebagai berikut.
 1. Tentukan salah satu dimensi dari *dataset* yang akan digunakan untuk membuat *context* dari *swarm*.
 2. Dimensi yang terpisah ditentukan sebagai *context* Y sebagai matriks berukuran $n \times 1$.
 3. Set jumlah *cluster* (c), parameter *clustering*, seperti nilai *fuzziness* (m), dan *threshold* $\delta > 0$, dan *context* Y sebagai *dataset* yang akan dikelompokkan (*clustering*) menggunakan FCM.
 4. Aplikasikan FCM ke *context* Y menggunakan parameter *clustering* yang ditentukan.
- c. Hitung rata-rata dan standar deviasi dimensi Y dengan langkah sebagai berikut.
 1. Tentukan salah satu dimensi *dataset* yang akan digunakan untuk membuat *context variable*.
 2. Dimensi yang ditentukan terpisah sebagai *context* Y sebagai matriks dengan ukuran $n \times 1$.

3. Hitung rata-rata dan standar deviasi Y menggunakan rumus di bawah

ini.

$$\mu_Y = \frac{\sum_{k=1}^n X_{kY}}{n} \quad (2.20)$$

$$\sigma_Y = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n (X_{kY} - \mu_Y)^2}{n}} \quad (2.21)$$

dimana :

μ_Y : rata-rata dari context Y

X_{kY} : titik data ke-k context Y

n : jumlah record

4. Hitung nilai context menggunakan rumus berikut.

$$f_k = \exp\left(\frac{-(y_k - \mu_Y)^2}{\sigma_Y^2}\right) \quad (2.22)$$

$$\text{swarm context}_k = \frac{1}{1 + e^{-f_k}} \quad (2.23)$$

dimana :

f_k : level relasi titik data ke-k

swarm context_k : nilai swarm dari context dari titik data ke-k

2.8 Indeks Validitas

Indeks validitas digunakan untuk menentukan jumlah *cluster* yang tepat yang akan digunakan dalam penelitian ini dan untuk membandingkan performa dari beberapa algoritma *clustering* yang akan digunakan dalam penelitian. Indeks yang akan digunakan untuk menentukan algoritma *clustering* terbaik yaitu indeks IFV. Sedangkan, indeks yang digunakan untuk menentukan jumlah *cluster* yang lebih baik untuk digunakan dalam penelitian yaitu *Partition Coefficient* (PC), *Classification*

Entropy (CE), dan Separation Index (S). Masing-masing indeks yang digunakan dijelaskan sebagai berikut:

2.8.1 Partition Coefficient (PC)

Persamaan indeks PC dapat diuraikan sebagai berikut:

$$PC = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N u_{ij}^2 \quad (2.24)$$

dengan:

u_{ij} = Derajat keanggotaan titik data j di dalam kelompok ke- i

N = Jumlah titik data

c = Jumlah kelompok

Berdasarkan persamaan (2.24), nilai indeks PC akan bernilai antara $[\frac{1}{c}, 1]$.

Jumlah *cluster* yang baik dinyatakan dengan nilai PC yang lebih besar dibandingkan lainnya.

2.8.2 Classification Entropy (CE)

Indeks CE digunakan sebagai ukuran *fuzziness* dari tiap partisi *cluster*.

Persamaannya sebagai berikut:

$$CE = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N u_{ij} \log_a(u_{ij}) \quad (2.25)$$

dengan:

u_{ij} = Derajat keanggotaan titik data j di dalam kelompok ke- i

$N =$ Jumlah titik data

$c =$ Jumlah kelompok

Berdasarkan persamaan (2.25), nilai indeks CE akan bernilai antara $[0, \log_a c]$. Jumlah *cluster* yang baik dinyatakan dengan nilai CE yang lebih kecil dibandingkan lainnya.

2.8.3 Separation Index (S)

Persamaan indeks S dapat diuraikan sebagai berikut:

$$S = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N (u_{ij})^2 \|x_j - v_i\|^2}{N} \quad (2.26)$$

dengan:

$u_{ij} =$ Derajat keanggotaan titik data j di dalam kelompok ke- i

$N =$ Jumlah titik data

$v_i =$ Pusat *cluster*

$c =$ Jumlah kelompok

$x_j =$ Titik data

Jumlah *cluster* yang baik dinyatakan dengan nilai indeks S yang lebih kecil dibandingkan lainnya.

2.8.4 IFV Index

IFV index sering digunakan untuk memvalidasi *fuzzy clustering* dengan data spasial, karena sifatnya yang *robust* dan stabil (Chunchun dkk., 2008). Ketika nilai IFV maksimum maka kualitas *cluster* semakin baik. Persamaannya indeks IFV diuraikan sebagai berikut:

$$IFV = \frac{1}{c} \sum_{j=1}^c \left\{ \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N u_{kj}^2 \left[\log_2 c - \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \log_2 u_{kj} \right]^2 \right\} \frac{SD_{max}}{\bar{\sigma}_D} \quad (2.27)$$

Jarak maksimum antara pusat *cluster* diuraikan sebagai berikut :

$$SD_{max} = \max_{k \neq j} \|v_k - v_j\|^2 \quad (2.28)$$

Pembagi antara tiap objek dari pusat *cluster* diuraikan sebagai berikut:

$$\bar{\sigma}_D = \frac{1}{c} \sum_{j=1}^c \left(\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \|x_k - v_j\|^2 \right) \quad (2.29)$$

dimana :

u_{kj} = Derajat keanggotaan titik data j di dalam kelompok ke- k

N = Jumlah titik data (*records*)

c = Jumlah *cluster*

v_k = Pusat *cluster* ke- k

2.9 Permasalahan Demam Berdarah Dengue (DBD)

Widoyono (2011) menjelaskan bahwa sejak 1981 virus *dengue* ditemukan di Queensland, Australia. DBD ditemukan dalam berbagai *serotype*. Epidemi *dengue* di

Asia pertama kali terjadi pada tahun 1779, di Eropa pada tahun 1784, di Amerika Selatan pada tahun 1835-an, dan di Inggris pada tahun 1922. Di Indonesia kasus DBD pertama kali terjadi di Surabaya pada tahun 1968. Penyakit DBD ditemukan di 200 kota di 27 provinsi dan telah terjadi Kejadian Luar Biasa (KLB) akibat DBD. CFR penyakit DBD mengalami penurunan dari tahun ke tahun walaupun masih tetap tinggi. CFR tahun 1968 sebesar 43%, tahun 1971 sebesar 14%, tahun 1980 sebesar 4,8%, dan tahun 1999 masih di atas 2%.

Penyakit DBD disebabkan oleh virus *dengue* dari kelompok *Arbovirus B* yaitu *arthropod-borne* virus atau virus yang disebarkan oleh artropoda. Virus ini termasuk genus *Flavivirus* dari family *Flaviviridae*. Ada empat *serotype* yaitu DEN-1, DEN-2, DEN-3, dan DEN-4. Serotipe DEN-3 merupakan jenis yang sering dihubungkan dengan kasus-kasus parah. Infeksi oleh salah satu *serotype* akan menimbulkan kekebalan terhadap serotipe yang bersangkutan, tetapi tidak untuk *serotype* yang lain. Keempat jenis virus tersebut semuanya terdapat di Indonesia. Di daerah endemik DBD, seseorang dapat terkena infeksi semua *serotype* virus pada waktu yang bersamaan. Epidemiologi *dengue* di Batavia disebabkan oleh tiga faktor utama yaitu virus, manusia, dan nyamuk.

Vektor utama penyakit DBD adalah nyamuk *Aedes aegypti* (di daerah perkotaan) dan *Aedes albopictus* (di daerah pedesaan). Nyamuk yang menjadi vektor penyakit DBD adalah nyamuk yang menjadi terinfeksi saat menggigit manusia yang sedang sakit dan viremia (terdapat virus dalam darahnya). Virus berkembang dalam tubuh nyamuk selama 8-10 hari terutama dalam kelenjar air liurnya, dan jika nyamuk ini menggigit orang lain maka virus *dengue* akan dipindahkan bersama air liur nyamuk. Dalam tubuh manusia, virus ini akan berkembang selama 4-6 hari dan

orang tersebut akan mengalami sakit demam berdarah *dengue*. Virus *dengue* memperbanyak diri dalam tubuh manusia dan berada dalam darah selama satu minggu. Orang yang di dalam tubuhnya terdapat virus *dengue* tidak semuanya akan sakit demam berdarah *dengue*. Ada yang mengalami demam ringan dan sembuh dengan sendirinya, atau bahkan ada yang sama sekali tanpa gejala sakit. Tetapi semuanya merupakan pembawa virus *dengue* selama satu minggu, sehingga dapat menularkan kepada orang lain di berbagai wilayah yang ada nyamuk penularnya. Sekali terinfeksi, nyamuk menjadi infeksiif seumur hidupnya.

Penyebaran penyakit DBD di Jawa biasanya terjadi mulai bulan Januari sampai April dan Mei. Faktor yang mempengaruhi morbiditas dan mortalitas penyakit DBD antara lain:

1. Imunitas pejamu
2. Kepadatan populasi nyamuk
3. Transmisi virus *dengue*
4. Virulensi virus
5. Keadaan geografis setempat

Faktor penyebaran kasus DBD antara lain:

1. Pertumbuhan penduduk
2. Urbanisasi yang tidak terkontrol
3. Transportasi

Strategi pemberantasan DBD dapat dilakukan dengan kegiatan antara lain:

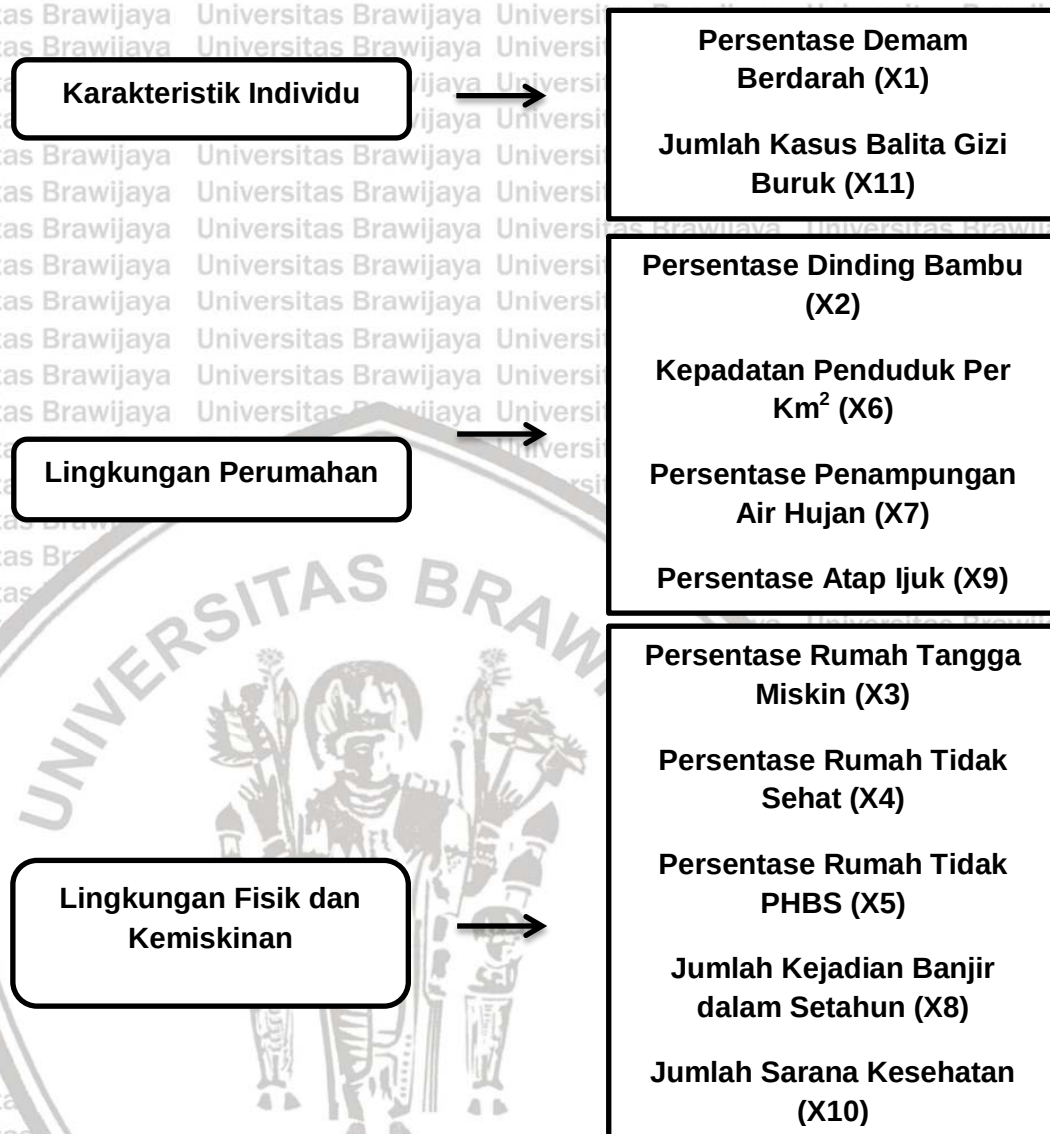
1. Pelacakan penderita (penyelidikan epidemiologis) yakni kegiatan mendatangi rumah-rumah dari kasus yang dilaporkan (indeks kasus) untuk

- mencari penderita lain dan memeriksa angka jentik dalam radius ± 100 m dari rumah indeks.
2. Penemuan dan pertolongan penderita, yaitu kegiatan mencari penderita lain. Jika terdapat tersangka kasus DBD maka harus segera dilakukan penanganan kasus termasuk merujuk ke unit pelayanan kesehatan (UPK) terdekat.
 3. Larvasidasi selektif, yaitu kegiatan memberikan atau menaburkan larvasida ke dalam penampungan air yang positif terdapat jentik *Aedes*.
 4. *Fogging focus* (FF), yaitu kegiatan menyemprot dengan insektisida (malation, losban) untuk membunuh nyamuk dewasa dalam radius 1 RW per 400 rumah per 1 dukuh.
 5. Pemeriksaan jentik rutin, adalah kegiatan yang dilakukan oleh kader desa, wisma PKK, pengurus RT, atau petugas pemantau jentik (PPJ) paling sedikit satu minggu sekali. Petugas tersebut akan memantau jentik dalam semua rumah warga yang diatur dengan jadwal tertentu, hasilnya akan dicatat pada kartu jentik di setiap rumah.
 6. Pemeriksaan jentik berkala, yaitu kegiatan regular tiga bulan sekali, dengan cara mengambil sampel 100 rumah/desa/kelurahan.
 7. Pembentukan kelompok kerja DBD di semua level administrasi, mulai dari desa, kecamatan, sampai tingkat pusat.
 8. Penggerakan PSN (Pemberantasan Sarang Nyamuk) dengan 3M (menutup dan menguras tempat penampungan air bersih, mengubur barang bekas, dan membersihkan tempat yang berpotensi bagi perkembangbiakan nyamuk) di daerah endemik dan sporadik.

9. Penyuluhan tentang gejala awal penyakit DBD, tindakan pencegahan dan rujukan penderita.

Berdasarkan penjelasan sebelumnya dapat dikatakan bahwa faktor-faktor yang mempengaruhi penyebaran penyakit DBD yaitu meningkatnya kepadatan dan mobilitas penduduk yang menyebabkan persebaran virus *dengue* yang disebarkan nyamuk pun ikut meluas. Sehingga wilayah endemi demam berdarah semakin meluas. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan investigasi pola *cluster* wilayah endemi di Jawa Timur berdasarkan faktor penyebab DBD. Wahyono (2010) menyatakan bahwa banyak faktor yang dapat mempengaruhi kejadian demam berdarah, antara lain karakteristik individu, lingkungan perumahan, perilaku lingkungan fisik dan kemiskinan. Dasar ini yang digunakan sebagai pemilihan variabel-variabel dalam penelitian ini (Putra, 2016). Adapun dapat dilihat pada gambar berikut.





Gambar 2.2 Pemilihan Variabel Penelitian

Adapun definisi operasional dari variabel-variabel yang digunakan dalam penelitian sebagai berikut:

1. **Persentase Demam Berdarah (X_1)**, yakni persentase dari jumlah penderita demam berdarah di Kab/Kota di Jawa Timur dibagi dengan jumlah seluruh penduduk di Kab/Kota di Jawa Timur. Variabel X_1 berhubungan dengan

karakteristik dari individu dimana itu menjadi salah satu faktor yang mempengaruhi kejadian demam berdarah.

2. **Persentase Dinding Bambu (X_2)**, yakni persentase dari jumlah rumah tangga dengan tempat berlindung rumah tangga yang mempunyai dinding (sisi luar/batas dari suatu bangunan atau penyekat dengan bangunan fisik lain) bambu dibagi dengan jumlah seluruh rumah tangga di Kab/Kota di Jawa Timur. Dinding bambu digunakan sebagai variabel penelitian karena menurut informasi dari Depkes RI bahwa tempat perindukan nyamuk biasanya berupa genangan air yang tertampung di suatu tempat atau bejana yang menyebabkan keberadaan jentik nyamuk penyebab DBD. Salah satu tempat penampungan air alamiah yang menjadi tempat perindukan dan keberadaan jentik nyamuk penyebab DBD adalah pada potongan bambu.

3. **Persentase Rumah Tangga Miskin (X_3)**, yakni persentase dari jumlah rumah tangga miskin di Kab/Kota di Jawa Timur dibagi dengan jumlah seluruh rumah tangga di Kab/Kota di Jawa Timur. Rumah tangga miskin adalah rumah tangga dengan rata-rata pengeluaran (untuk konsumsi rumah tangga) per kapita per bulan kurang dari garis kemiskinan, untuk mengukur kemiskinan BPS menggunakan konsep kemampuan memenuhi kebutuhan dasar (*basic needs approach*). Kemiskinan merupakan faktor penyebab DBD dimana seseorang tidak mampu untuk menyediakan rumah yang layak dan sehat, pasokan air minum, dan pembuangan sampah yang benar.

4. **Persentase Rumah Tidak Sehat (X_4)**, yakni persentase dari jumlah rumah tidak sehat di Kab/Kota di Jawa Timur dibagi dengan jumlah seluruh rumah tangga di Kab/Kota di Jawa Timur. Rumah sehat merupakan tempat berlindung seseorang maupun rumah tangga untuk dijadikan tempat

beristirahat sehingga dapat menumbuhkan kehidupan yang sempurna baik fisik, rohani maupun sosial budaya. Rumah sehat adalah rumah sebagai tempat tinggal yang memenuhi ketetapan atau ketentuan teknis kesehatan yang wajib dipenuhi dalam rangka melindungi rumah dari bahaya atau gangguan kesehatan sehingga memungkinkan penghuni memperoleh derajat kesehatan yang optimal. Apabila rumah tidak sehat tentunya akan menjadi penyebab munculnya virus DBD.

5. **Persentase Rumah Tidak PHBS (X_5)**, yakni persentase dari jumlah rumah tangga yang tidak berperilaku sehat (PHBS) dibagi dengan jumlah seluruh rumah tangga di Kab/Kota di Jawa Timur. Program PHBS dalam tatanan rumah tangga memiliki peran yang sangat penting dalam kejadian penyakit menular dan penyakit tidak menular. Berbagai macam penelitian juga mengatakan bahwa PHBS berhubungan dengan kejadian diare, DBD, dan angka bebas larva dalam rumah tangga.

6. **Kepadatan Penduduk Per Km^2 (X_6)**, yakni perbandingan jumlah penduduk dengan luas wilayahnya. Kepadatan penduduk menunjukkan jumlah dari rata-rata penduduk pada setiap km^2 . Beberapa penelitian menyebutkan bahwa penyebaran DBD semakin bertambah luas seiring dengan meningkatnya mobilitas dan kepadatan penduduk. Penyebaran DBD secara pesat dikarenakan virus *dengue* semakin mudah dan banyak menulari manusia, selain itu juga didukung oleh meningkatnya jumlah penduduk di dalam kota dan sikap dan pengetahuan masyarakat tentang pencegahan penyakit yang masih kurang.

7. **Persentase Penampungan Air Hujan (X_7)**, yakni persentase dari jumlah fasilitas penampungan air hujan di suatu wilayah kab/kota Jawa Timur dibagi

dengan jumlah seluruh fasilitas penampungan air hujan di Kab/Kota di Jawa Timur. Tempat potensial untuk perindukan nyamuk *Ae. Aegypti* adalah tempat penampungan air (TPA), tempat penampungan air sangat rawan berkembangnya jentik nyamuk *Ae. Aegypti* sehingga menjadi salah satu faktor penyebab DBD.

8. **Jumlah Kejadian Banjir dalam Setahun (X_8)**, yakni jumlah kejadian banjir yang terjadi pada tahun 2017 di Kab/Kota Provinsi Jawa Timur. Potensi penyebaran penyakit DBD akan bertambah buruk di antara musim hujan yang deras yang menurunkan curah hujan ekstrem yang menyebabkan banjir karena, jentik nyamuk akan tumbuh dan berkembang biak sangat subur di atas genangan air. Salah satu faktor pendukung berkembang nyamuk endemik demam berdarah adalah kondisi lingkungan yang kurang kondusif, tidak higienis, dan penuh dengan masalah khas perkotaan: seperti banjir, dan sistem drainase yang buruk.
9. **Persentase Atap Ijuk (X_9)**, yakni persentase dari yakni persentase dari jumlah rumah tangga dengan tempat berlindung rumah tangga yang mempunyai atap ijuk dibagi dengan total jumlah rumah tangga di Kab/Kota di Jawa Timur. Seperti halnya bambu, ijuk merupakan salah satu tempat penampungan air alamiah yang menjadi tempat perindukan dan keberadaan jentik nyamuk penyebab DBD.

10. **Jumlah Sarana Kesehatan (X_{10})**, yakni jumlah dari sarana kesehatan yang ada di Kab/Kota di Jawa Timur. Sarana Kesehatan yang digunakan dalam penelitian ini adalah jumlah dari rumah sakit umum yang ada di Jawa Timur.

11. **Jumlah Kasus Balita Gizi Buruk (X_{11})**, yakni jumlah dari kasus balita gizi buruk yang ada di Kab/Kota di Jawa Timur. Beberapa penelitian

menyebutkan bahwa terdapat hubungan yang signifikan antara status gizi dengan derajat infeksi *dengue*. Status gizi merupakan faktor yang paling berpengaruh terhadap derajat infeksi *dengue*.



BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Sumber Data dan Instrumen Pengolahan

Penelitian ini menggunakan data sekunder mengenai faktor-faktor yang penyebab penyebaran demam berdarah *dengue* pada tahun 2017. Data diambil dari hasil publikasi Badan Pusat Statistik (BPS) yaitu Jawa Timur dalam Angka tahun 2018. Unit observasi yang digunakan adalah pada tingkat kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur yang terdiri dari 38 kabupaten/kota. Pengolahan dilakukan dengan menggunakan *software* Matlab.

3.2 Variabel Penelitian dan Definisi Operasional

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan 11 variabel dimana pemilihan variabel tersebut berdasarkan penelitian dari Putra (2016) di wilayah Jawa Timur. Adapun variabel-variabel tersebut yakni sebagai berikut.

1. Persentase Demam Berdarah (X_1), yakni perbandingan antara jumlah penderita demam berdarah di Kab/Kota di Jawa Timur terhadap jumlah seluruh penduduk di Kab/Kota di Jawa Timur.
2. Persentase Dinding Bambu (X_2), yakni perbandingan dari jumlah rumah tangga dengan tempat berlindung rumah tangga yang mempunyai dinding (sisi luar/batas dari suatu bangunan atau penyekat dengan bangunan fisik lain) bambu terhadap jumlah seluruh rumah tangga di Kab/Kota di Jawa Timur.

3. Persentase Rumah Tangga Miskin (X_3), yakni perbandingan dari jumlah rumah tangga miskin di Kab/Kota di Jawa Timur terhadap jumlah seluruh rumah tangga di Kab/Kota di Jawa Timur.
4. Persentase Rumah Tidak Sehat (X_4), yakni perbandingan dari jumlah rumah tidak sehat di Kab/Kota di Jawa Timur terhadap jumlah seluruh rumah tangga di Kab/Kota di Jawa Timur.
5. Persentase Rumah Tidak PHBS (X_5), yakni perbandingan dari jumlah rumah tangga yang tidak berperilaku sehat (PHBS) terhadap jumlah seluruh rumah tangga di Kab/Kota di Jawa Timur.
6. Kepadatan Penduduk Per Km^2 (X_6), yakni perbandingan jumlah penduduk dengan luas wilayahnya.
7. Persentase Penampungan Air Hujan (X_7), yakni perbandingan dari jumlah fasilitas penampungan air hujan di suatu wilayah kab/kota Jawa Timur terhadap jumlah seluruh fasilitas penampungan air hujan di Kab/Kota di Jawa Timur.
8. Jumlah Kejadian Banjir dalam Setahun (X_8), yakni jumlah kejadian banjir yang terjadi pada tahun 2017.
9. Persentase Atap Ijuk (X_9), yakni perbandingan dari jumlah rumah tangga dengan tempat berlindung rumah tangga yang mempunyai atap bambu terhadap jumlah seluruh rumah tangga di Kab/Kota di Jawa Timur.
10. Jumlah Sarana Kesehatan (X_{10}), yakni jumlah dari sarana kesehatan yang ada di Kab/Kota di Jawa Timur.
11. Jumlah Kasus Balita Gizi Buruk (X_{11}), yakni jumlah dari kasus balita gizi buruk yang ada di Kab/Kota di Jawa Timur.

3.3 Tahapan Penelitian

Proses *clustering* FGWC-PSO dilakukan dengan terlebih dahulu mengintegrasikan *context based clustering* pada *source code* program FGWC-PSO dengan menggunakan 3 cara penentuan *context based clustering* yang berbeda.

Adapun tahapan-tahapan penelitian sebagai berikut:

1. Masukkan data kemudian proses pembacaan data, identifikasi jumlah *record* (n) dan jumlah dimensi (d). Kemudian, masukkan parameter *clustering* yaitu masukkan jumlah *cluster* (c), *threshold* $\epsilon = 10^{-4}$ dan parameter lain seperti *fuzziness* (m) = 2. Jumlah *cluster* yang akan digunakan akan berbeda mulai dari $c = 2$, sampai $c = 5$.
2. Tentukan parameter *fuzzy clustering* dan PSO (*Particle Swarm Optimization*).
3. Tentukan parameter modifikasi geografi seperti $\alpha = 0.5$, $\beta = 0.5$.
4. Masukkan *context variable* dengan mendefinisikan dimensi yang akan digunakan sebagai *context variable* dan memisahkan variabel yang digunakan sebagai dimensi *context variable* dari *dataset*. Penentuan *context variable* menggunakan 3 cara yakni :
 - a. *Random* matriks dengan ukuran $n \times 1$ dimana terdiri dari nilai *random* antara 0 hingga 1 sebagai *context variable*.
 - b. Menggunakan FCM dengan menentukan salah satu dimensi dari *dataset* yang akan digunakan untuk membuat *swarm* dari *context*, dimensi yang terpisah ditentukan sebagai *context Y* sebagai matriks berukuran $n \times 1$, tentukan jumlah *cluster* (c) dan parameter *clustering*, aplikasikan FCM ke *context Y* menggunakan parameter *clustering* yang ditentukan.

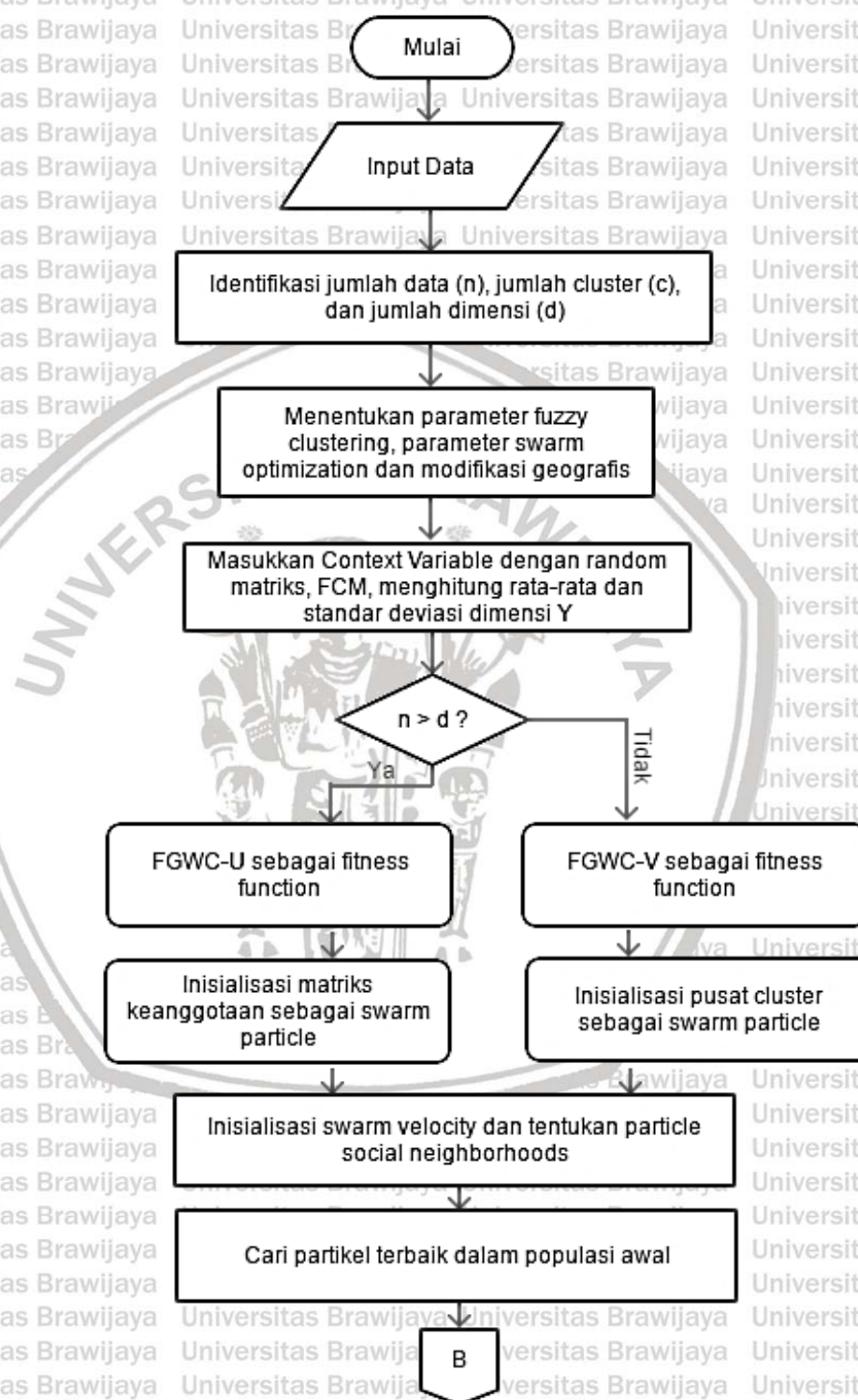
- c. Hitung rata-rata dan standar deviasi untuk dimensi Y menggunakan persamaan (2.20) dan (2.21) dan untuk mendapatkan *swarm* dari *context* menggunakan persamaan (2.22) dan (2.23).
5. Jika kondisi $n > d$ terpenuhi maka aplikasi akan menggunakan pusat *cluster* sebagai partikel *swarm* (persamaan 2.18) sebagai fungsi obyektif, sedangkan jika kondisi tidak terpenuhi maka aplikasi akan menggunakan matriks keanggotaan sebagai partikel *swarm* (persamaan 2.19) sebagai fungsi obyektif.
6. Inisialisasi pusat *cluster* atau matriks keanggotaan sebagai partikel *swarm* berdasarkan kondisi pada langkah 5. Kemudian, menginisialisasi jumlah partikel *swarm*. Aplikasi akan memilih solusi terbaik dalam populasi awal.
7. Proses pengulangan digunakan untuk memeriksa apakah kondisi sampai mencapai titik henti atau *termination* kriteria, namun apabila telah mencapai iterasi maksimum atau menemukan solusi yang terbaik maka kondisi ini sama dengan *global minima*.
8. Aplikasi akan memperbarui nilai pembobot inersia. Aplikasikan *context variable* dan aplikasi akan mengevaluasi *swarm* yang baru dan *swarm* tersebut digunakan sebagai masukan dalam *fitness function* untuk menghitung matriks keanggotaan dan pusat *cluster* (*centroid*).
9. Perbarui nilai pembobot inersia, jumlah *swarm*, dan matriks *swarm*. Jika *fitness function* diminimalkan, maka perbarui solusi terbaik yang ditemukan saat iterasi. Jika tidak ada peningkatan nilai *fitness function*, maka gunakan solusi terbaik terakhir yang diperoleh dari iterasi sebelumnya.

10. Aplikasi akan memeriksa apakah telah mencapai titik henti, kondisi titik henti diperoleh ketika mencapai maksimum iterasi atau solusi terbaik yang sebanding dengan global minimum, jika kondisi terpenuhi maka berhenti dan aplikasi akan mengeluarkan hasilnya, jika kondisi tidak terpenuhi maka kembali ke tahap ke-7.

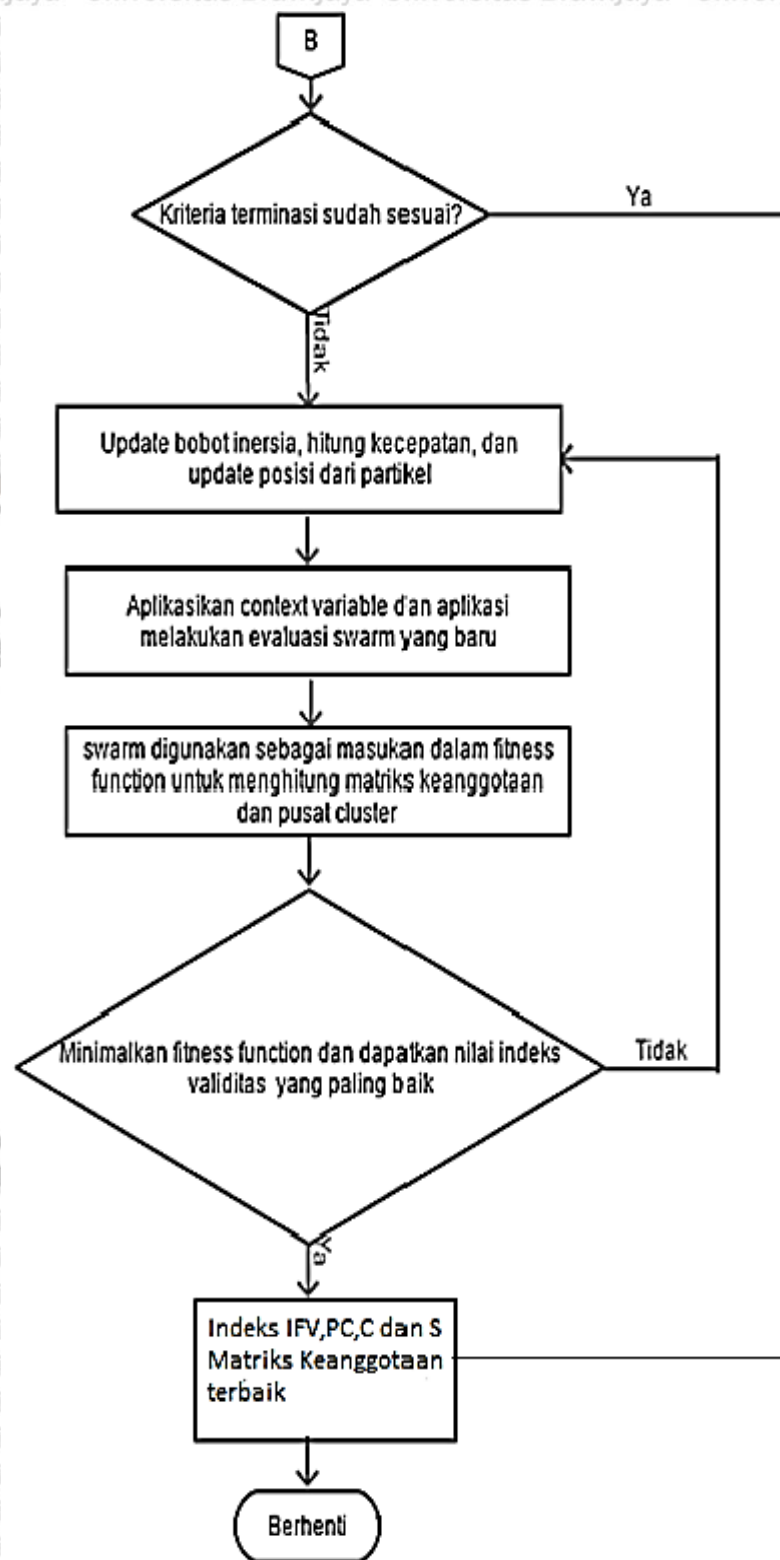
3.5 Diagram Alir

Diagram alir untuk memudahkan memahami tahapan penelitian disajikan dalam Gambar 3.1 dan Gambar 3.2.





Gambar 3.1 Diagram alir Algoritma CFGWC-PSO



Gambar 3.2 Diagram alir Algoritma CFGWC-PSO

BAB IV

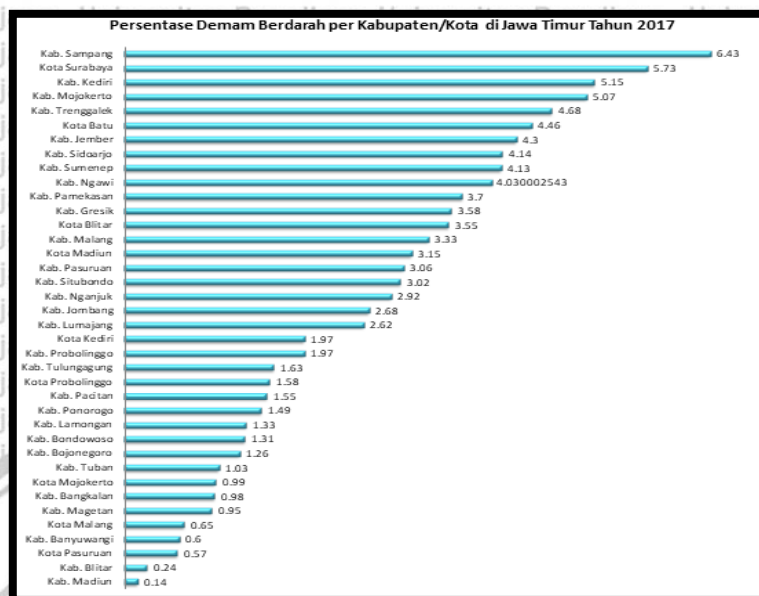
HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif mampu menggambarkan karakteristik kabupaten/kota di Jawa Timur. Berikut adalah grafik yang menggambarkan kondisi Provinsi Jawa Timur berdasar data pada Lampiran 1 yakni persentase demam berdarah, persentase dinding bambu, persentase rumah tangga miskin, persentase rumah tidak sehat, persentase rumah tidak PHBS, kepadatan penduduk, persentase penampungan air hujan, jumlah kejadian banjir dalam setahun, persentase atap ijuk, jumlah sarana kesehatan, dan jumlah kasus balita gizi buruk.

4.1.1 Persentase Demam Berdarah

Demam berdarah merupakan penyakit yang disebabkan oleh virus yang tergolong arbovirus dan masuk ke dalam tubuh penderita DBD melalui gigitan nyamuk *Ae. Aegypti* betina. Gambar 4.1 menunjukkan angka persentase demam berdarah di seluruh Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur. Berdasarkan laporan Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur menyampaikan bahwa angka kematian atau *Case Fatality Rate* (CFR) karena demam berdarah *dengue* pada tahun 2017 sebesar 1,3% meskipun pada tahun 2017 kasus DBD mengalami penurunan jumlah dibandingkan tahun sebelumnya tetapi kewaspadaan untuk antisipasi kasus pada tahun selanjutnya perlu untuk ditingkatkan.



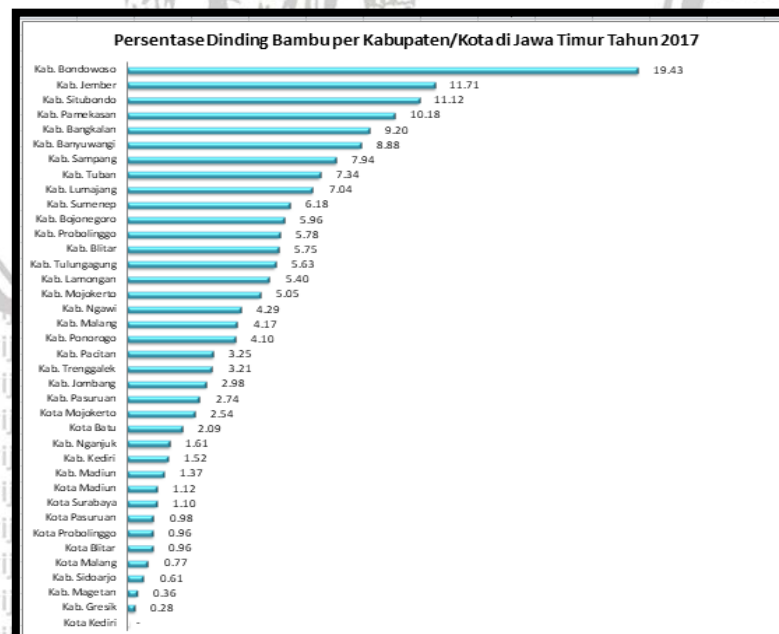
Gambar 4.1 Persentase Demam Berdarah per Kabupaten/Kota di Jawa Timur tahun 2017

Gambar 4.1 memperlihatkan bahwa Kabupaten Sampang di Provinsi Jawa Timur menempati wilayah dengan jumlah penderita demam berdarah tertinggi. Kepala Dinas Kesehatan Kabupaten Sampang menyampaikan Kabupaten Sampang menempati persentase demam berdarah tertinggi dikarenakan banyaknya kantong air di ban bekas dan wadah bekas kemudian tendon air yang tidak tertutup. Oleh karena itu, masyarakat kabupaten Sampang dihimbau untuk terapkan 3M yakni menguras, menutup dan mengubur. Kasus DBD yang terjadi di Sampang berada di 25 desa di 4 kecamatan Sampang yang dimana 4 wilayah tersebut merupakan wilayah endemis, yaitu Kecamatan Pangarengan, Sampang, Jrengik dan Camplong. Sama halnya seperti Kabupaten Sampang, Kota Surabaya merupakan salah satu kabupaten/kota dengan persentase kedua penderita demam berdarah tertinggi yang disebabkan oleh permasalahan penampungan air.

4.1.2 Persentase Dinding Bambu

Nyamuk *Ae. Aegypti* di negara Asia memiliki tempat perindukan yang berbeda dengan negara asalnya yaitu negara Afrika. Nyamuk di negara Afrika hidup di hutan dengan tempat perindukannya yaitu pada genangan air di pohon.

Sedangkan, di negara Asia nyamuk *Ae. Aegypti* memiliki tempat perindukan yang dibedakan yaitu tempat perindukan sementara, permanen dan alamiah. Potongan pohon bambu merupakan salah tempat perindukan alamiah sehingga rumah dengan dinding bambu dapat menjadi salah satu penyebab DBD. Gambar 4.2 menunjukkan angka persentase dinding bambu di seluruh Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur dimana angka pada grafik menunjukkan jumlah persentase dari rumah tangga dengan tempat berlindung yang mempunyai dinding (sisi luar/batas dari bangunan) bambu.



Gambar 4.2 Persentase Dinding Bambu per Kabupaten/Kota di Jawa Timur tahun 2017

Kabupaten Bondowoso di Provinsi Jawa Timur menempati wilayah dengan persentase jumlah rumah tangga dengan tempat berlindung bambu tertinggi sebesar 19,43%. Salah satu hal yang dapat menjadi pemicu hal ini yakni di Kabupaten Bondowoso masih terdapat kawasan yang tertinggal, dimana kawasan tersebut perlu mendapatkan perhatian dan penanganan khusus agar dapat menjadi daerah yang berkembang melalui pengembangan ekonomi lokal yang ada pada kawasan tersebut. Kabupaten Jember memiliki persentase jumlah rumah tangga dengan tempat berlindung bambu tertinggi kedua disusul dengan Kabupaten Situbondo sebesar 11,12%, lalu Kabupaten Pamekasan kurang lebih sebesar 10,18%, Kabupaten Bangkalan sebesar 9,20%, dan Kabupaten Banyuwangi sebesar 8,88%.

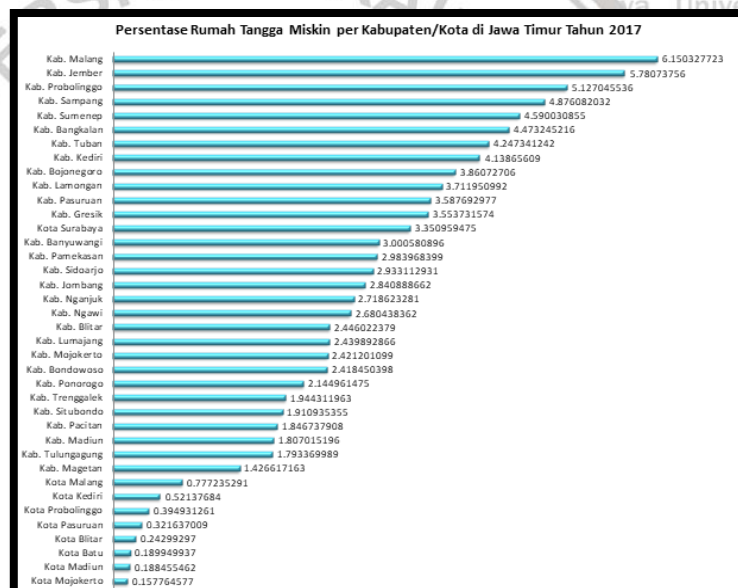
Kemudian, berdasarkan yang terendah adalah Kota Kediri yang tidak memiliki rumah tangga dengan dinding bambu. Hal ini dapat dikarenakan perekonomian di Kota Kediri yang terus berkembang dengan baik, pertumbuhan Industri Kecil Menengah (IKM) di Kota Kediri yang pesat menunjukkan bahwa perekonomian masyarakat di Kota Kediri semakin baik. Selain semakin tumbuhnya IKM banyak masyarakat yang berdatangan ke Kota Kediri, kondisi ini secara tidak langsung menunjukkan bahwa perekonomian di Kota Kediri menjadi lebih tertata dengan baik dengan tingkat kunjungan yang banyak.

Kabupaten Gresik dengan persentase sebesar 0,28%, Kabupaten Magetan dengan persentase sebesar 0,36%, dan Kabupaten Sidoarjo sebesar 0,61%. Kabupaten Gresik merupakan salah satu yang terendah dapat dikarenakan perekonomian di Kabupaten Gresik yang sudah sangat maju dengan pesat, di Kabupaten Gresik banyak perusahaan-perusahaan baik perusahaan besar,

perusahaan kecil, maupun perusahaan asing. Hal ini tentu membantu perekonomian masyarakat pada daerah tersebut.

4.1.3 Persentase Rumah Tangga Miskin

Rumah tangga miskin adalah rumah tangga dengan rata-rata pengeluaran (untuk konsumsi rumah tangga) per kapita per bulan kurang dari garis kemiskinan, untuk mengukur kemiskinan BPS menggunakan konsep kemampuan memenuhi kebutuhan dasar (*basic needs approach*).



Gambar 4.3 Persentase Rumah Tangga Miskin per Kabupaten/Kota di Jawa Timur

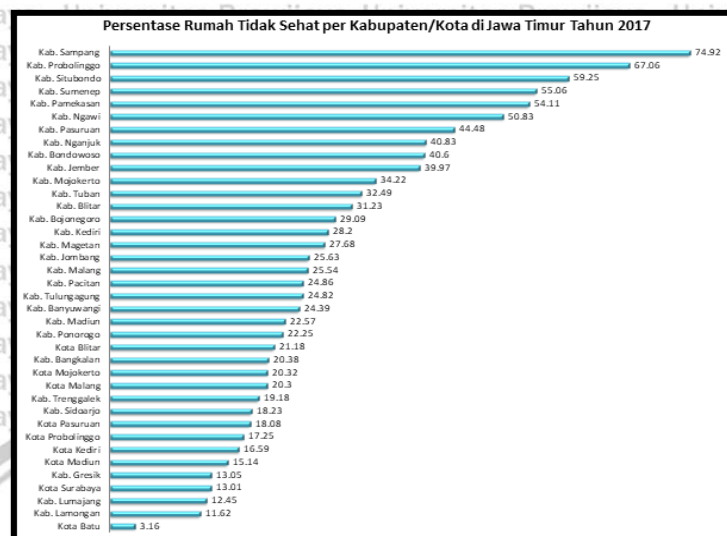
Berdasarkan Gambar 4.3 menunjukkan bahwa Kabupaten Malang, Kabupaten Jember, Kabupaten Probolinggo, Kabupaten Sampang, dan Kabupaten Sumenep adalah 5 Kabupaten/Kota dengan persentase rumah tangga miskin tertinggi di Jawa Timur. Berbeda dengan Kabupaten/Kota tersebut, Kota Mojokerto adalah kota dengan persentase rumah tangga miskin terendah. Kabupaten/kota lain yang memiliki persentase rumah tangga miskin rendah antara lain Kota Madiun,

Kota Batu, Kota Blitar, Kota Pasuruan, Kota Probolinggo, dan masih banyak kabupaten/kota lainnya.

Salah satu yang dapat menjadi pemicu Kabupaten Malang menempati posisi pertama rumah tangga miskin tertinggi yakni tingkat pengangguran di Kabupaten Malang yang masih tinggi dengan banyaknya masyarakat yang belum memiliki pekerjaan tetap. Hal lain yakni dikarenakan melemahnya pertumbuhan ekonomi dunia yang jelas memiliki dampak kepada masyarakat, ditambah dengan menurunnya daya beli masyarakat dan minimnya lapangan pekerjaan. Namun, pemerintah Kabupaten Malang terus berusaha untuk memprioritaskan tiga program kerja salah satunya yakni pengentasan kemiskinan. Pariwisata menjadi sektor andalan yang diharapkan dapat menurunkan angka kemiskinan karena pengembangan pariwisata sehingga mengundang banyaknya wisatawan diharapkan dapat menaikkan perekonomian masyarakat.

4.1.4 Persentase Rumah Tidak Sehat

Rumah sehat merupakan tempat berlindung seseorang atau rumah tangga untuk dijadikan tempat beristirahat sehingga dapat menumbuhkan kehidupan yang sempurna baik fisik, rohani maupun sosial budaya. Rumah sehat adalah rumah yang memenuhi ketentuan atau ketentuan teknis kesehatan yang wajib dipenuhi dengan tujuan untuk melindungi dari bahaya atau gangguan kesehatan sehingga memungkinkan penghuni memperoleh derajat kesehatan yang optimal, ketika rumah tidak sehat maka akan menjadi salah satu faktor penyebab penyebaran virus DBD.



Gambar 4.4 Persentase Rumah Tidak Sehat per Kabupaten/Kota di Jawa Timur

Berdasarkan Gambar 4.4 menunjukkan bahwa Kabupaten Sampang, Kabupaten Probolinggo, Kabupaten Situbondo, Kabupaten Sumenep, dan Kabupaten Pamekasan adalah 5 Kabupaten/Kota dengan persentase rumah tidak sehat tertinggi di Jawa Timur. Hal ini berarti bahwa pemerintah provinsi Jawa Timur harus memberikan perhatian lebih pada wilayah kabupaten/kota tersebut dengan mengadakan sosialisasi mengenai manfaat rumah sehat dan sebagainya. Salah satu hal yang dapat menjadi pemicu Kabupaten Sampang mendapatkan persentase rumah tidak sehat tertinggi adalah status Kabupaten Sampang yang belum bebas dari status daerah tertinggal. Status daerah tertinggal didapatkan berdasarkan indikator angka kemiskinan, IPM, pertumbuhan ekonomi, infrastruktur, dan fasilitas pendidikan dan kesehatan. Hal ini memperkuat alasan mengapa Kabupaten Sampang memiliki persentase rumah tidak sehat tertinggi.

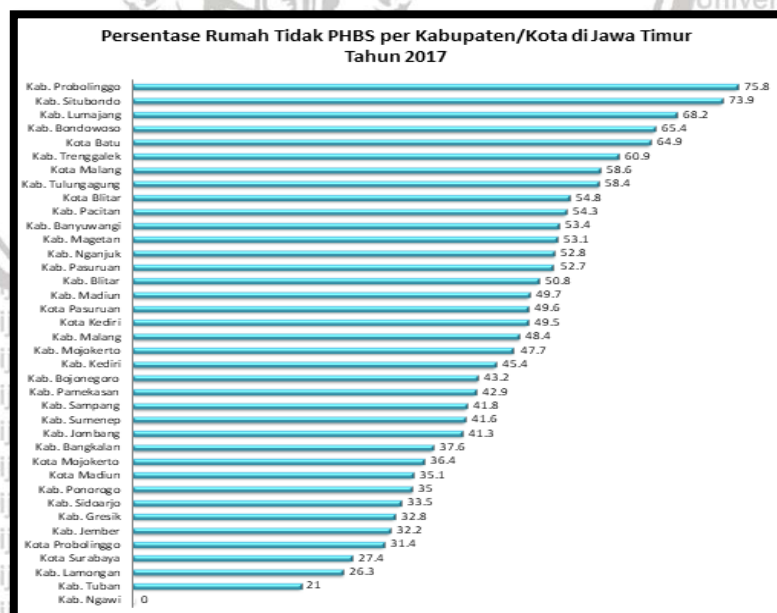
Berbeda dengan Kabupaten/Kota tersebut, Kota Batu adalah kabupaten/kota dengan persentase rumah tidak sehat terendah yang mana berarti bahwa pada Kota

Batu hampir keseluruhan merupakan rumah yang sehat. Kota Batu memiliki persentase rumah tidak sehat terendah dikarenakan perekonomian yang berkembang pesat di daerah tersebut khususnya dalam sektor pariwisata.

Kabupaten/kota lain yang memiliki persentase rumah tidak sehat di bawah 20% antara lain Kabupaten Trenggalek, Kabupaten Sidoarjo, Kota Pasuruan, Kota Probolinggo, Kota Kediri, Kota Madiun, Kabupaten Gresik, Kota Surabaya, Kabupaten Lumajang, dan Kabupaten Lamongan.

4.1.5 Persentase Rumah Tidak PHBS

Program PHBS dalam tatanan rumah tangga memiliki peran penting dalam kejadian penyakit menular dan penyakit tidak menular, berbagai macam penelitian menyebutkan bahwa PHBS berhubungan dengan kejadian DBD dalam rumah tangga.

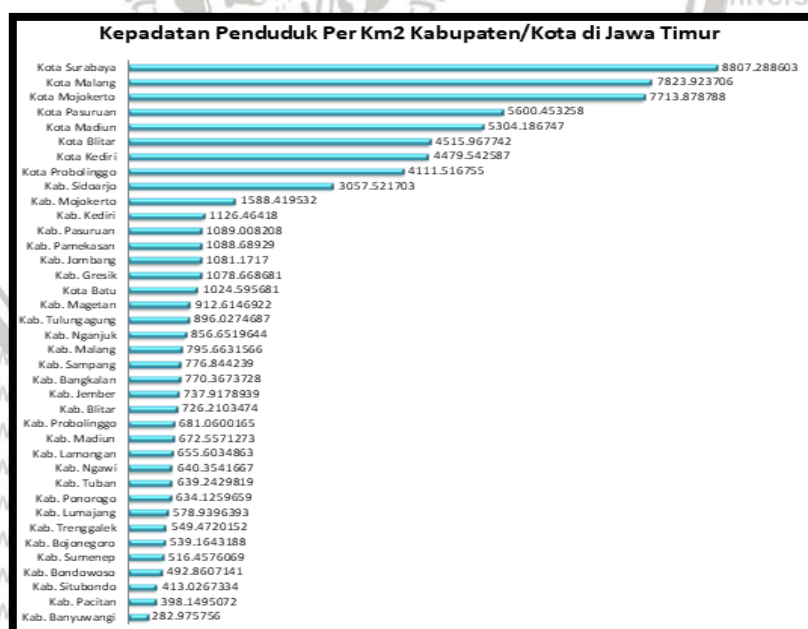


Gambar 4.5 Persentase Rumah Tidak PHBS per Kabupaten/Kota di Jawa Timur

Gambar 4.5 menunjukkan angka persentase rumah tidak PHBS di seluruh Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur dimana angka pada grafik menunjukkan Kabupaten Probolinggo di Provinsi Jawa Timur menempati wilayah dengan persentase jumlah rumah tidak PHBS tertinggi sebesar 75,8%. Kemudian, berdasarkan yang terendah adalah Kabupaten Ngawi yang tidak memiliki rumah yang tidak PHBS. Kabupaten Tuban dengan persentase sebesar 21%.

4.1.6 Kepadatan Penduduk per Km²

Kepadatan penduduk menunjukkan jumlah dari rata-rata penduduk pada setiap km². Penelitian-penelitian sebelumnya menyebutkan bahwa penyebaran DBD semakin bertambah luas seiring dengan meningkatnya mobilitas dan kepadatan penduduk.



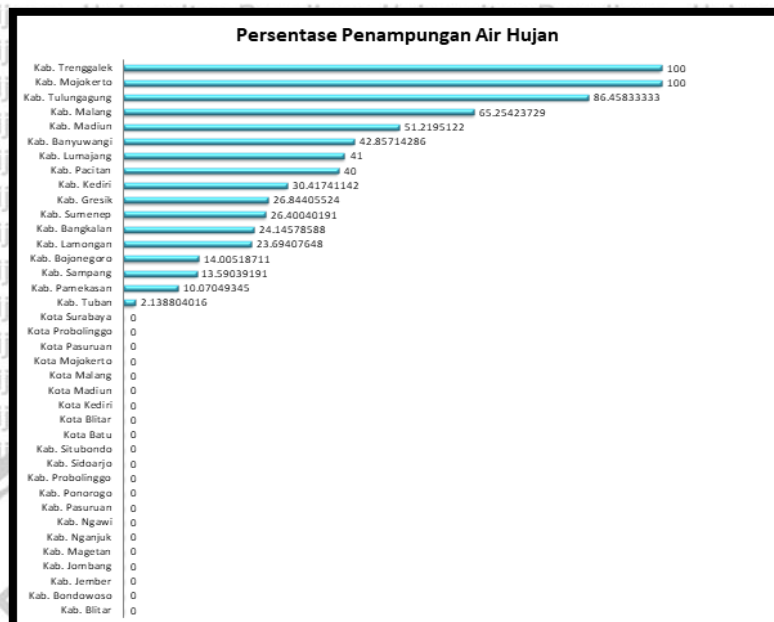
Gambar 4.6 Kepadatan penduduk per Km² per Kabupaten/Kota di Jawa Timur

Berdasarkan data BPS pada tahun 2017 menyatakan bahwa Kota Surabaya di Provinsi Jawa Timur menempati wilayah dengan kepadatan penduduk per Km^2 terpadat. Data menunjukkan bahwa kepadatan penduduk di Kota Surabaya terus meningkat setiap tahunnya. Secara umum, tingginya kepadatan penduduk di suatu daerah dapat disebabkan oleh beberapa hal yaitu urbanisasi, fertilitas yang tinggi, dan mortalitas yang rendah. Berdasarkan ketiga penyebab tersebut, urbanisasi merupakan penyebab utama tingginya kepadatan penduduk di Kota Surabaya, Kota Surabaya merupakan ibukota dari Provinsi Jawa Timur oleh karena itu Surabaya menjadi pusat kegiatan masyarakat Jawa Timur. Kota Surabaya menjadi pusat perdagangan, bisnis, pendidikan, dan industri di Indonesia. Oleh sebab itu, banyak masyarakat luar yang memilih berpindah ke Surabaya untuk mengadu nasib hal inilah yang menyebabkan tingginya angka perpindahan penduduk di Kota Surabaya.

Kabupaten Banyuwangi memiliki kepadatan penduduk Km^2 terendah, hal ini dikarenakan Kabupaten Banyuwangi tergolong daerah yang belum padat penduduknya. Selain Kabupaten Banyuwangi, terdapat beberapa kabupaten/kota yang memiliki kepadatan penduduk Km^2 kurang dari 500 Km^2 yaitu Kabupaten Bondowoso, Kabupaten Situbondo, dan Kabupaten Pacitan.

4.1.7 Persentase Penampungan Air Hujan

Tempat potensial untuk perindukan nyamuk *Ae. Aegypti* adalah tempat penampungan air (TPA), tempat penampungan air sangat rawan berkembangnya jentik nyamuk *Ae. Aegypti* sehingga menjadi salah satu faktor penyebab penyebaran DBD.



Gambar 4.7 Persentase Penampungan Air Hujan

Gambar 4.7 menunjukkan angka persentase penampungan air hujan di seluruh Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur dimana angka pada grafik menunjukkan Kabupaten Trenggalek di Provinsi Jawa Timur menempati wilayah dengan persentase penampungan air hujan tertinggi sebesar 100%. Kemudian, berdasarkan yang terendah antara lain Kabupaten Blitar, Kabupaten Bondowoso, Kabupaten Jember, Kabupaten Jombang, Kabupaten Situbondo, dan lainnya.

4.1.8 Jumlah Kejadian Banjir dalam Setahun

Potensi penyebaran penyakit DBD akan bertambah buruk di antara musim hujan yang deras yang menurunkan curah hujan di ekstrem yang menyebabkan banjir karena jentik nyamuk akan tumbuh dan berkembang biak sangat subur di atas genangan air.



Gambar 4.8 Jumlah Kejadian Banjir dalam Setahun Kabupaten/Kota di Jawa Timur

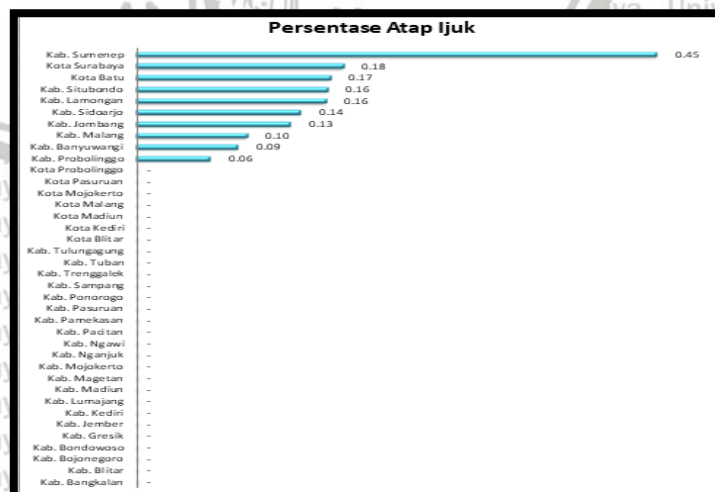
Gambar 4.8 menunjukkan jumlah kejadian banjir dalam setahun di seluruh Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur dimana angka pada grafik menunjukkan Kabupaten Mojokerto di Provinsi Jawa Timur menempati wilayah dengan jumlah kejadian banjir dalam setahun tertinggi sebanyak 12 kali, Kabupaten Pasuruan memiliki jumlah kejadian banjir tertinggi kedua disusul dengan Kota Batu. Kemudian, berdasarkan yang terendah dengan tidak ada kejadian banjir dalam setahun antara lain Kota Mojokerto, Kota Madiun, Kota Kediri, dan Kota Blitar.

Banyak penyebab yang menimbulkan terjadinya banjir namun, masyarakat sering melupakan bahwa banjir dapat terjadi akibat hal yang sepele tetapi memiliki dampak yang sangat luas. Umumnya banjir selalu melanda saat intensitas hujan tinggi tetapi, minimnya kesadaran masyarakat dan ketahuan mengenai banjir seringkali menyebabkan masalah seperti kurang sigapnya masyarakat saat terjadi banjir.

Beberapa penyebab yang dapat menimbulkan banjir diantaranya adanya penyumbatan, intensitas hujan yang tinggi, penebangan pohon, dan minimnya daerah resapan air. Penyumbatan aliran sungai atau selokan menjadi pemicu terjadinya banjir oleh karena itu, dibutuhkan sikap masyarakat yang tidak gemar membuang sampah di sungai. Intensitas hujan yang tinggi dapat menyebabkan sungai tidak dapat menampung volume air yang melampaui kapasitas. Penebangan hutan dapat menyebabkan hutan menjadi gundul, hal inilah yang berdampak terhadap lingkungan karena semakin berkurangnya pohon tentunya berkurang juga tempat resapan air. Sedangkan, untuk minimnya daerah resapan air dikarenakan saat ini daerah serap justru banyak tertutup dengan aspal atau pembetonan sehingga air tidak dapat meresap ke dalam lapisan tanah.

4.1.9 Persentase Atap Ijuk

Ijuk merupakan salah satu tempat penampungan air alamiah yang menjadi tempat perindukan dan keberadaan jentik nyamuk penyebab DBD.

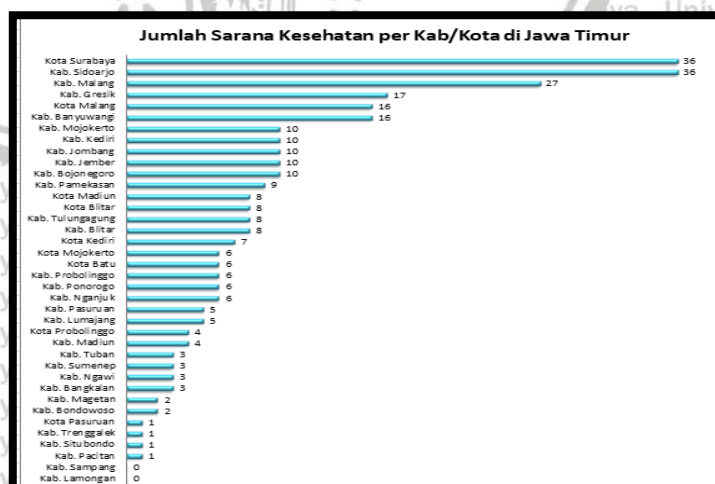


Gambar 4.9 Persentase Atap Ijuk per Kabupaten/Kota di Jawa Timur

Berdasarkan data BPS pada tahun 2017 menyatakan bahwa Kabupaten Sumenep di Provinsi Jawa Timur menempati wilayah dengan persentase atap ijuk tertinggi. Hasil survey sosial ekonomi nasional yang diselenggarakan oleh BPS pada tahun 2018 menyatakan bahwa jumlah penduduk miskin di Kabupaten Sumenep mengalami kenaikan karena garis kemiskinan juga meningkat, dibandingkan pada tahun 2017 tahun 2018 terdapat penambahan penduduk miskin sebesar 6.680 orang di Kabupaten Sumenep. Hal inilah yang mungkin menjadi salah satu alasan mengapa Kabupaten Sumenep memiliki persentase atap ijuk yang tinggi.

4.1.10 Jumlah Sarana Kesehatan

Sarana kesehatan merupakan tempat yang digunakan untuk menyelenggarakan upaya kesehatan, salah satu diantaranya yakni rumah sakit. Rumah sakit merupakan suatu lembaga dalam mata rantai sistem kesehatan nasional yang mengemban tugas sebagai pelayan kesehatan untuk seluruh masyarakat (Dalmy, 1998).

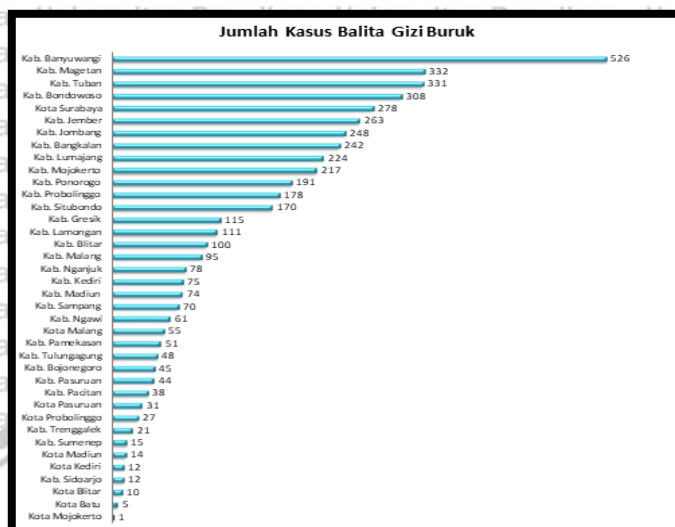


Gambar 4.10 Jumlah Sarana Kesehatan per Kabupaten/Kota di Jawa Timur

Berdasarkan data BPS pada tahun 2017 menyatakan bahwa Kota Surabaya di Provinsi Jawa Timur menempati wilayah dengan jumlah sarana kesehatan per kabupaten/kota di Jawa Timur tertinggi. Hal ini dikarenakan kepadatan penduduk yang juga tinggi di Kota Surabaya ini sehingga, untuk sarana kesehatan tentunya lebih unggul daripada Kabupaten/Kota di Jawa Timur lainnya. Kabupaten Sidoarjo memiliki jumlah sarana kesehatan tertinggi kedua disusul dengan Kabupaten Malang, lalu Kabupaten Gresik, dan seterusnya.

4.1.11 Jumlah Kasus Balita Gizi Buruk

Status gizi memiliki hubungan yang signifikan dengan derajat infeksi *dengue*. Permatasari (2015) melakukan penelitian mengenai hubungan status gizi, umur, dan jenis kelamin dengan derajat infeksi *dengue* yang memberikan hasil bahwa ada hubungan yang signifikan antara status gizi dan jenis kelamin terhadap infeksi *dengue*. Status gizi merupakan faktor yang paling berpengaruh terhadap derajat infeksi *dengue*. Hasil analisis dengan perhitungan nilai *odd ratio* (OR) mendapatkan bahwa responden dengan status gizi buruk/ kurang memiliki resiko sebesar 9,474 kali lebih besar untuk dapat menderita DBD. Penularan virus demam berdarah *dengue* (DBD) dapat terjadi apabila terdapat nyamuk sebagai vektor yang menularkannya. Apabila seorang balita dengan status gizi buruk terkena demam berdarah maka dapat menjadi penyebab penyebaran demam berdarah. Hal ini dikarenakan nyamuk *Aedes aegypti* memiliki sifat yang *multiple bite* dimana nyamuk akan mencari mangsa lain untuk dapat digigit sehingga membuatnya merasa kenyang.



Gambar 4.11 Jumlah Kasus Balita Gizi Buruk per Kabupaten/Kota di Jawa Timur

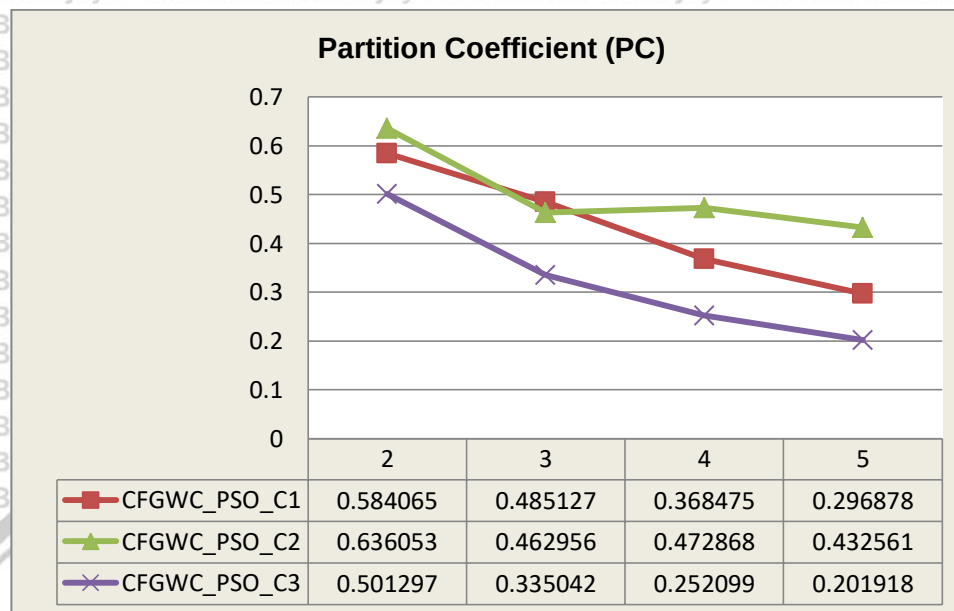
Gambar 4.11 menunjukkan jumlah kasus balita gizi buruk di seluruh Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur dimana angka pada grafik menunjukkan Kabupaten Banyuwangi di Provinsi Jawa Timur menempati wilayah dengan jumlah kasus balita gizi buruk tertinggi. Kasus balita gizi buruk di Kabupaten Banyuwangi sudah mulai menurun dibandingkan tahun-tahun sebelumnya karena pemerintah Kabupaten Banyuwangi sudah mengantisipasi dengan membuat program “Sirami Gizi” atau aksi ramah peduli pemulihan gizi yang melibatkan lintas sektoral mulai dari bidan wilayah sampai motivator gizi yang melibatkan ibu-ibu rumah tangga.

Kabupaten Magetan memiliki jumlah kasus balita gizi buruk tertinggi kedua disusul dengan Kabupaten Tuban, lalu Kabupaten Bondowoso, Kota Surabaya, dan Kabupaten Jember sebanyak 263 kali kejadian. Kemudian, berdasarkan yang terendah dengan jumlah kasus balita gizi buruk adalah Kota Mojokerto dengan jumlah kasus yang hanya sebanyak 1.

4.2 Clustering dengan CFGWC-PSO

Implementasi dari algoritma FGWC-PSO menggunakan *context based clustering* dalam banyak paket data analisis memerlukan jumlah *cluster* yang dapat ditentukan sendiri oleh peneliti. Oleh karena itu peneliti mencoba dengan menggunakan jumlah *cluster* sebanyak 2 sampai 5 *cluster*. Penghitungan algoritma CFGWC-PSO dilakukan dengan menggunakan 3 varian *context based clustering* yang diterapkan menggunakan 3 cara yang berbeda yakni dengan *random* matriks, menggunakan FCM, hitung rata-rata dan standar deviasi dimensi Y menggunakan persamaan (2.27) dan (2.28). Untuk lebih memudahkan peneliti menyebutnya dengan CFGWC-PSO-C1, CFGWC-PSO-C2, dan CFGWC-PSO-C3.

Penghitungan algoritma CFGWC-PSO tersebut di evaluasi menggunakan 3 indeks validitas yakni indeks PC, indeks CE, dan indeks S untuk mengetahui jumlah *clustering* yang tepat dan menggunakan indeks IFV untuk mengetahui algoritma terbaik dari 3 varian algoritma CFGWC-PSO. Hasil dari perhitungan indeks validitas untuk mengetahui jumlah *clustering* yang tepat tersebut dapat dilihat pada gambar-gambar berikut.



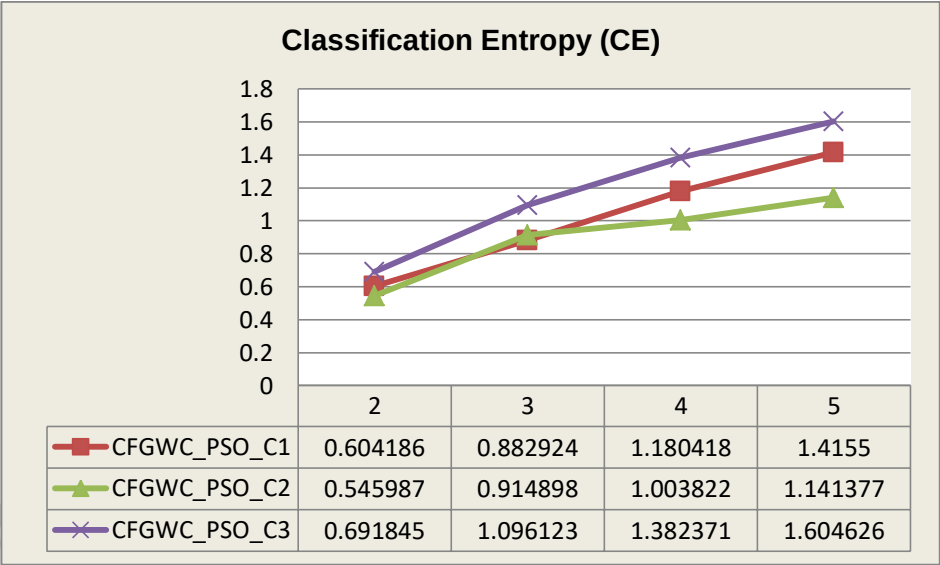
Gambar 4.12 *Partition Coefficient (PC)*

Hasil perhitungan validitas indeks menggunakan PC pada gambar di atas menunjukkan bahwa indeks semakin menurun seiring pertambahan jumlah *cluster*.

Untuk algoritma CFGWC-PSO-C1 mendapatkan nilai PC 0.584065, CFGWC-PSO-C2 mendapatkan nilai 0.636053, dan CFGWC-PSO-C3 mendapatkan nilai 0.501297

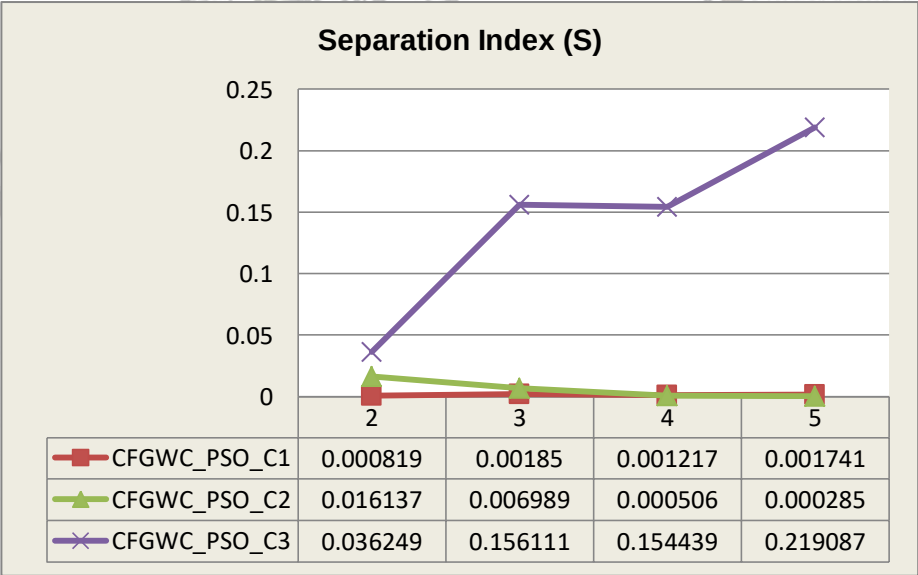
untuk jumlah *cluster* = 2. Sedangkan, untuk jumlah *cluster* = 3 nilai dari indeks PC sudah menurun di masing-masing algoritma sampai dengan jumlah *cluster* = 5.

Selanjutnya, untuk indeks validitas menggunakan *Classification Entropy (CE)* dapat dilihat pada gambar berikut.



Gambar 4.13 Classification Entropy (CE)

Kemudian, hasil perhitungan validitas indeks menggunakan CE menunjukkan bahwa indeks semakin meningkat seiring pertambahan jumlah *cluster* baik pada algoritma CFGWC-PSO-C1, CFGWC-PSO-C2, atau CFGWC-PSO-C3.



Gambar 4.14 Separation Index (S)

Hasil perhitungan validitas indeks menggunakan S menunjukkan bahwa rata-rata indeks untuk CFGWC-PSO-C1 dan CFGWC-PSO-C2 semakin menurun seiring pertambahan jumlah *cluster* berbeda dengan CFGWC-PSO-C3 yang semakin meningkat seiring pertambahan jumlah *cluster*. Untuk lebih lengkapnya pembahasan hasil dari perhitungan validitas indeks untuk menentukan jumlah *cluster* yang tepat dapat dilihat pada tabel 4.1.

Tabel 4.1. Validitas Indeks Penentuan Jumlah *Cluster* Algoritma CFGWC-PSO

C	Indeks PC		
	CFGWC_PSO_C1	CFGWC_PSO_C2	CFGWC_PSO_C3
2	0.5841	0.6361	0.5012
3	0.4851	0.4629	0.3351
4	0.3685	0.4729	0.2521
5	0.2969	0.4326	0.2019
C	Indeks CE		
	CFGWC_PSO_C1	CFGWC_PSO_C2	CFGWC_PSO_C3
2	0.6042	0.5459	0.6918
3	0.8829	0.9149	1.0961
4	1.1804	1.0038	1.3824
5	1.4155	1.1414	1.6046
C	Indeks S		
	CFGWC_PSO_C1	CFGWC_PSO_C2	CFGWC_PSO_C3
2	0.0008	0.0161	0.0362
3	0.0018	0.0069	0.1561
4	0.0012	0.0005	0.1544
5	0.0017	0.0003	0.2191

Tabel 4.1 merupakan hasil evaluasi dari 3 jenis algoritma CFGWC-PSO dengan menggunakan 3 indeks validitas pada *fuzziness* (m) = 2 untuk menentukan jumlah *cluster* terbaik yang akan digunakan untuk pengolahan data selanjutnya.

Pengukuran performa *clustering* menggunakan indeks PC yakni dengan semakin

besar nilai indeks PC mengindikasikan kualitas *clustering* yang lebih baik. Berdasarkan hasil penghitungan indeks PC pada tabel 4.1 menunjukkan bahwa *clustering* dengan jumlah *cluster* = 2 pada 3 jenis algoritma CFGWC-PSO bernilai lebih besar dibanding nilai indeks dengan jumlah *cluster* lainnya. Maka, untuk indeks PC menunjukkan bahwa *clustering* yang paling baik yaitu dengan menggunakan jumlah *cluster* = 2.

Selanjutnya, pengukuran performa *clustering* menggunakan indeks CE dengan interpretasi yakni semakin kecil nilai indeks CE maka kualitas *clustering* lebih baik. Berdasarkan hasil penghitungan indeks CE pada tabel 4.1 menunjukkan bahwa *clustering* dengan jumlah *cluster* = 2 pada 3 jenis algoritma CFGWC-PSO bernilai lebih kecil dibanding nilai indeks dengan jumlah *cluster* lainnya. Sehingga, untuk indeks PC juga menunjukkan bahwa *clustering* yang paling baik yaitu dengan menggunakan jumlah *cluster* = 2.

Selanjutnya, pengukuran performa *clustering* menggunakan indeks S pada fuzziness (m) = 2 dengan interpretasi yakni semakin kecil nilai indeks S maka kualitas *clustering* lebih baik. Berdasarkan hasil penghitungan indeks S pada tabel 4.1 menunjukkan bahwa *clustering* dengan jumlah *cluster* = 2 pada 3 jenis algoritma CFGWC-PSO bernilai lebih kecil dibanding nilai indeks dengan jumlah *cluster* lainnya. Indeks PC juga menunjukkan bahwa *clustering* yang paling baik yaitu dengan menggunakan jumlah *cluster* = 2.

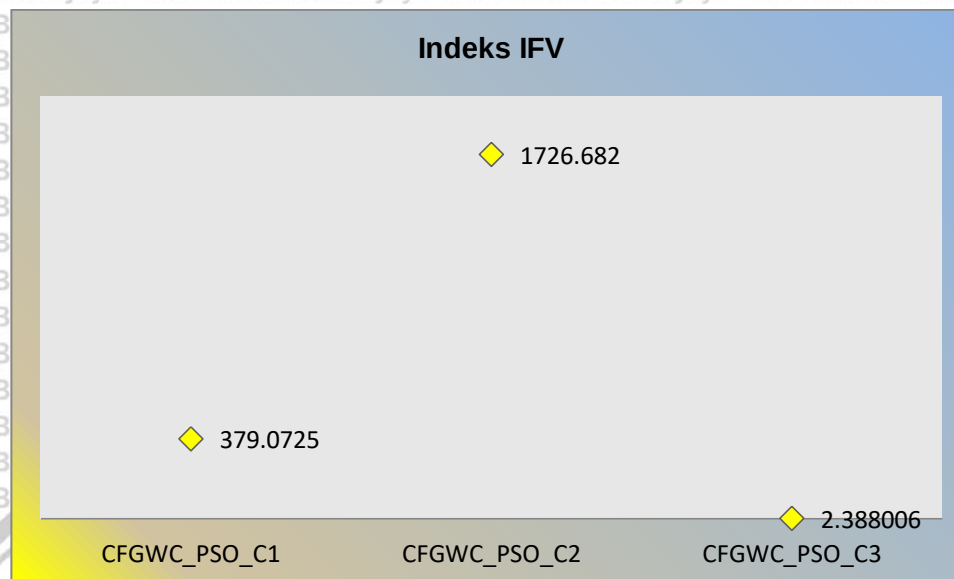
Berdasarkan nilai dari 3 indeks tersebut, menunjukkan bahwa jumlah *clustering* yang tepat digunakan untuk kasus dalam penelitian ini yaitu *clustering*

dengan jumlah $cluster = 2$. Kemudian, untuk penentuan algoritma terbaik dari 3 varian algoritma CFGWC-PSO dapat dilihat pada nilai indeks IFV pada tabel 4.2.

Tabel 4.2. Indeks IFV Penentuan Algoritma Terbaik

Algoritma	Indeks IFV
CFGWC-PSO-C1	379.072
CFGWC-PSO-C2	1726.682
CFGWC-PSO-C3	2.388

Tabel 4.2 merupakan hasil evaluasi dari 3 jenis algoritma CFGWC-PSO dengan menggunakan indeks validitas IFV pada $fuzziness (m) = 2$. Hasil evaluasi menggunakan indeks IFV diindikasikan dengan semakin besar nilai indeks IFV maka kualitas *clustering* lebih baik. Berdasarkan hasil penghitungan indeks IFV pada gambar 4.15 menunjukkan bahwa nilai indeks untuk algoritma CFGWC-PSO-C2 memiliki nilai yang lebih besar dibandingkan nilai indeks pada algoritma CFGWC-PSO-C1 dan CFGWC-PSO-C2. Maka, algoritma CFGWC-PSO-C2 merupakan algoritma yang lebih baik dibandingkan algoritma lainnya untuk studi kasus dalam penelitian ini. Untuk lebih jelasnya nilai indeks IFV dapat dilihat pada Gambar 4.15.



Gambar 4.15 Indeks Validitas Algoritma CFGWC-PSO

4.3 Karakteristik *Clustering* pada Faktor Penyebab Penyebaran DBD

Berdasarkan perbandingan jumlah *cluster* dengan menggunakan 3 indeks validitas dan perbandingan CFGWC-PSO dengan menggunakan indeks validitas IFV pada subbab 4.2 diperoleh hasil bahwa CFGWC-PSO-C2 memiliki kualitas hasil *clustering* yang lebih baik secara keseluruhan dengan jumlah *cluster* = 2 memberikan hasil *clustering* yang lebih bagus. Selanjutnya pada subbab ini akan dilihat karakteristik *cluster* yang terbentuk dengan menggunakan algoritma CFGWC-PSO-C2 dengan jumlah *cluster* = 2. Karakteristik *cluster* pada faktor penyebab penyebaran DBD akan dijabarkan menggunakan visualisasi peta *cluster*, jumlah anggota *cluster*, dan rata-rata hasil *clustering* berdasarkan variabel faktor penyebab penyebaran DBD. Visualisasi peta *cluster* memperhatikan pengelompokan wilayah ke dalam *cluster* 1 dan *cluster* 2 dimana penentuan wilayah masuk ke *cluster* 1 atau *cluster* 2 menggunakan nilai *membership* pada tabel 4.2 (Lampiran 6).

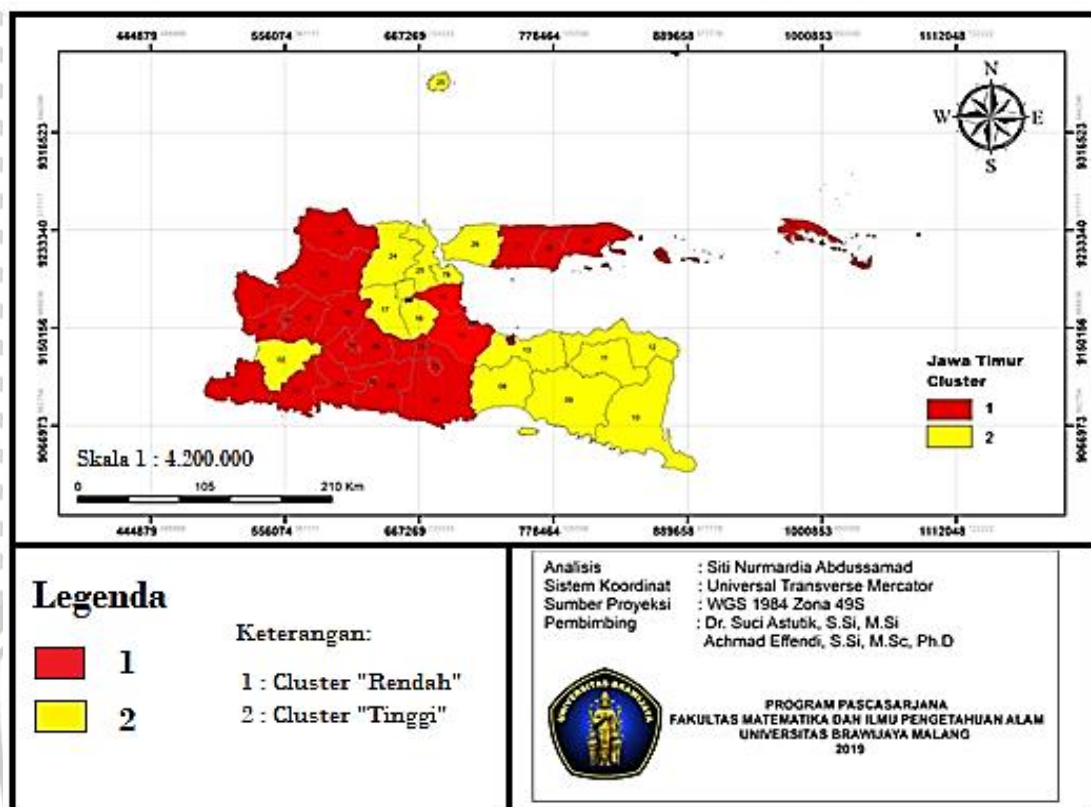
Tabel 4.3. Nilai *membership* pada jumlah *cluster* 2

Kab/Kota (i)	μ_{i1}	μ_{i2}	Cluster
Kabupaten Pacitan	0.25886722	0.741133	2
Kabupaten Ponorogo	0.572341702	0.427658	1
Kabupaten Trenggalek	0.280824667	0.719175	2
Kabupaten Tulungagung	0.23049049	0.76951	2
Kabupaten Blitar	0.168171484	0.831829	2
Kabupaten Kediri	0.192756622	0.807243	2
Kabupaten Malang	0.184362086	0.815638	2
:	:	:	:
Kota Batu	0.311497524	0.688502	2

Berdasarkan nilai derajat keanggotaan (lampiran 6) dapat diperoleh informasi mengenai kecenderungan untuk setiap observasi masuk ke dalam cluster mana.

Penentuan cluster dapat ditentukan dari nilai derajat keanggotaan terbesar.

Kemudian, dari nilai *membership* tersebut dibuat dalam visualisasi peta seperti pada Gambar 4.16.



Gambar 4.16 Visualisasi hasil *clustering* CFGWC-PSO-C2 pada jumlah *cluster* 2

Distribusi peta hasil *clustering* menggunakan CFGWC-PSO-C2 dengan jumlah *cluster* = 2 dan *fuzziness* (m) = 2 di ilustrasikan pada gambar 4.16, dengan peta berwarna biru menunjukkan kabupaten/kota yang masuk ke dalam *cluster* 1 dan berwarna kuning menunjukkan kabupaten/kota yang masuk ke dalam *cluster* 2. Hasil lebih lengkap ilustrasi peta tersebut dapat dilihat pada tabel di bawah ini.

Tabel 4.4. Hasil *clustering* CFGWC-PSO-C2 pada jumlah *cluster* 2

Cluster 1		Cluster 2	
(id)		(id)	
Ponorogo (2)	Pacitan (1)	Ngawi (21)	Kota Probolinggo (74)
Lumajang (8)	Trenggalek (3)	Bojonegoro (22)	Kota Pasuruan (75)

Jember (9)	Tulungagung (4)	Tuban (23)	Kota Mojokerto (76)
Banyuwangi (10)	Blitar (5)	Lamongan (24)	Kota Madiun (77)
Bondowoso (11)	Kediri (6)	Gresik (25)	Kota Batu (79)
Situbondo (12)	Malang (7)	Sampang (27)	
Probolinggo (13)	Pasuruan (14)	Pamekasan	
		(28)	
Mojokerto (16)	Sidoarjo (15)	Sumenep (29)	
Jombang (17)	Nganjuk (18)	Kota Kediri (71)	
Bangkalan (26)	Madiun (19)	Kota Blitar (72)	
Surabaya (78)	Magetan (20)	Kota Malang	
		(73)	

Berdasarkan tabel 4.4 dapat dilihat bahwa jumlah kabupaten/kota yang masuk ke dalam *cluster* 2 lebih banyak dibandingkan dengan *cluster* 1, dengan *cluster* 1 beranggotakan 11 kabupaten/kota dan *cluster* 2 beranggotakan 27 kabupaten/kota.

Tabel 4.5. Rata-rata variabel hasil *clustering* CFGWC-PSO-C2 pada jumlah *cluster* 2

Cluster	X1	X2	X3	X4	X5	X6
1	1.216	4.954	2.273	26.038	47.170	20511.83
2	4.169	4.248	3.031	32.486	42.873	1828.79
Cluster	X7	X8	X9	X10		
1	15.816	3.118	0.019	5.739		
2	22.266	3.658	0.071	11.180		

Tabel 4.5 dapat dilihat bahwa untuk variabel (X1) persentase demam berdarah memiliki nilai rata-rata variabel yang tinggi pada *cluster* 2 sebesar 4.169 dibandingkan dengan nilai rata-rata pada *cluster* 1. Variabel (X2) persentase dinding bambu memiliki nilai rata-rata variabel lebih tinggi yakni sebesar 4.954 pada *cluster* 1 dibandingkan dengan *cluster* 2. Variabel (X3) persentase rumah tangga miskin memiliki nilai rata-rata variabel pada *cluster* 2 sebesar 3.031 lebih tinggi dibandingkan pada *cluster* 1. Variabel (X4) persentase rumah tidak sehat memiliki nilai rata-rata variabel yang tinggi pada *cluster* 2 sebesar 32.486.

Variabel (X5) persentase rumah tidak PHBS memiliki nilai rata-rata variabel lebih tinggi yakni sebesar 47.170 pada *cluster* 1 dibandingkan dengan *cluster* 2. Variabel (X6) kepadatan penduduk per Km² memiliki nilai rata-rata variabel lebih tinggi yakni sebesar 2051.83 pada *cluster* 1. Variabel (X7) persentase penampungan air hujan memiliki nilai rata-rata variabel pada *cluster* 2 sebesar 22.266 lebih tinggi dibandingkan pada *cluster* 1, sama seperti variabel (X8) jumlah kejadian banjir dalam setahun, variabel (X9) persentase atap ijuk, dan variabel (X10) jumlah sarana kesehatan. Sedangkan, untuk variabel (X11) jumlah kasus balita gizi buruk memiliki nilai rata-rata variabel lebih tinggi yakni sebesar 150.626 pada *cluster* 1.

Berkaitan dengan hasil analisis pada tabel 4.5, pada gambar 4.16 dapat dilihat bahwa kelompok 1 yang berwarna biru yang beranggotakan Kabupaten Ponorogo, Kabupaten Lumajang, Kabupaten Jember, Kabupaten Banyuwangi, Kabupaten Bondowoso, Kabupaten Situbondo, Kabupaten Probolinggo, Kabupaten Mojokerto, Kabupaten Jombang, Kabupaten Bangkalan, dan Kota Surabaya merupakan kelompok dengan rata-rata persentase dinding bambu yang tinggi,

persentase rumah tidak PHBS yang tinggi, kepadatan penduduk per km² yang tinggi, disertai jumlah kasus balita gizi buruk yang tinggi.

Kelompok 2 beranggotakan Kabupaten Pacitan, Kabupaten Trenggalek, Kabupaten Tulungagung, Kabupaten Blitar, Kabupaten Kediri, Kabupaten Malang, Kabupaten Pasuruan, Kabupaten Sidoarjo, Kabupaten Nganjuk, Kabupaten Madiun, Kabupaten Magetan, Kabupaten Ngawi, Kabupaten Bojonegoro, Kabupaten Tuban, Kabupaten Lamongan, Kabupaten Gresik, Kabupaten Sampang, Kabupaten Pamekasan, Kabupaten Sumenep, Kota Kediri, Kota Blitar, Kota Malang, Kota Madiun, dan Kota Batu digambarkan dengan kabupaten/kota berwarna kuning dimana kelompok ini memiliki nilai rata-rata yang tinggi pada persentase demam berdarah, persentase rumah tangga miskin, persentase rumah tidak sehat, persentase penampungan air hujan, jumlah kejadian banjir dalam setahun, persentase atap ijuk, dan jumlah sarana kesehatan.

Lebih jelasnya, dari tabel tersebut pada *cluster* 1 terdapat 4 variabel yang bernilai tinggi yang mempengaruhi faktor penyebab penyebaran DBD. Sedangkan pada *cluster* 2 terdapat 7 variabel yang bernilai tinggi yang mempengaruhi faktor penyebab penyebaran DBD. Berdasarkan uraian tersebut dapat disimpulkan bahwa daerah dengan potensi penyebab penyebaran DBD tertinggi terdapat pada *cluster* 2. Oleh karena itu, diberi nama *cluster* 1 dengan "rendah" dan *cluster* 2 dengan "tinggi". Pemberian nama atau label *cluster* mengartikan bahwa wilayah-wilayah pada *cluster* 2 harus mendapatkan kebijakan terkait dengan usaha untuk pengendalian vektor dimana penanganan DBD dapat difokuskan pada wilayah pada *cluster* 2, terutama pada faktor-faktor yang paling tinggi mempengaruhi penyebaran DBD.

Hasil penelitian didukung dengan kejadian yang sebelumnya pernah terjadi yakni Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur (2015) menginformasikan bahwa pernah terjadi kejadian luar biasa (KLB) di Jawa Timur pada tahun 2015 dimana 15 wilayah kabupaten/kota di Jawa Timur dinyatakan menyandang status KLB wabah penyakit demam berdarah, 10 di antara wilayah status KLB tersebut termasuk pada wilayah *cluster* 2 yakni Kabupaten Kediri, Kabupaten Sumenep, Kabupaten Pamekasan, Kabupaten Nganjuk, Kabupaten Trenggalek, Kabupaten dan Kota Madiun, Kabupaten Magetan, Kabupaten Lamongan, dan Kota Mojokerto.

Salah satu wilayah pada *cluster* 2 yakni Kota Malang, Kepala Bidang Pengendalian Penyakit dan Penyehatan Lingkungan (P2PL) Dinas Kesehatan Kota Malang (2017) menyatakan bahwa masyarakat di 57 kelurahan di Kota Malang harus mewaspadaai penyakit demam berdarah dikarenakan tidak ada kelurahan di Kota Malang yang bebas dari sebaran DBD. 57 kelurahan di Kota Malang ini tersebar di 5 kecamatan yakni Klojen, Sukun, Lowokwaru, Kedungkandang, dan Blimbing.

Wilayah Kota Malang memiliki kawasan yang perlu diwaspadai yaitu kawasan padat penduduk, dan kawasan yang banyak dihuni oleh anak kos dan rumah kontrakan dimana seperti yang diketahui bahwa mayoritas di Kota Malang merupakan kawasan yang padat dengan penduduknya adalah mahasiswa atau anak kos.

Penggunaan algoritma CFGWC-PSO-C2 dalam mengelompokkan kabupaten/kota berdasarkan faktor penyebab penyebaran DBD dapat terlihat pada subbab 4.2 dan 4.3. Berdasarkan hasil *clustering* tersebut dapat terlihat *clustering*

wilayah ke dalam beberapa *cluster*. Permasalahan pada masing-masing *cluster* dapat digunakan oleh pemerintah daerah untuk menyusun kebijakan terkait strategi pengendalian vektor penyebaran DBD di Provinsi Jawa Timur. Kebijakan pemerintah dapat dilakukan dengan terlebih dahulu melakukan survei untuk menangkap permasalahan yang lebih rinci pada masing-masing daerah, sehingga kebijakan yang akan dilakukan lebih terarah dan tepat sasaran.

Kegiatan survei dilakukan dengan beberapa perencanaan, di antaranya membuat kuisisioner survei dan kerangka sampel. Penggunaan algoritma CFGWC-PSO-C2 dalam membuat kuisisioner survei untuk kegiatan survei terkait penyebab penyebaran DBD dapat membantu dalam mempersiapkan pertanyaan survei dengan memperhatikan permasalahan pada masing-masing *cluster*. Pertanyaan tersebut dapat digunakan untuk mengetahui permasalahan yang lebih detail dan kecenderungan kebijakan yang akan ditempuh selanjutnya terkait tingkat permasalahan masing-masing daerah yang berbeda.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Penelitian ini bertujuan untuk memberikan usulan dalam pengembangan algoritma FGWC-PSO yaitu dengan mengintegrasikannya dengan *context based clustering* (CFGWC-PSO) dengan tujuan untuk meningkatkan performa dari FGWC-PSO sehingga dapat memberikan kualitas hasil *clustering* geo-demografis yang lebih baik. Penelitian ini memberikan beberapa kesimpulan yang diambil berdasarkan hasil analisis pada bab sebelumnya, yaitu :

1. Berdasarkan hasil evaluasi dari 3 jenis algoritma CFGWC-PSO dengan menggunakan 3 indeks validitas untuk menentukan jumlah *cluster* terbaik dapat disimpulkan bahwa jumlah *cluster* = 2 adalah jumlah *cluster* yang paling baik digunakan dalam penelitian ini. Kemudian, berdasarkan hasil evaluasi dari 3 jenis algoritma CFGWC-PSO dengan menggunakan indeks validitas IFV untuk menentukan algoritma terbaik dapat disimpulkan bahwa algoritma CFGWC-PSO-C2 merupakan algoritma yang lebih baik dibandingkan algoritma lainnya.
2. Berdasarkan hasil *clustering* menggunakan algoritma CFGWC-PSO-C2 dengan jumlah *cluster* = 2 memberikan kesimpulan bahwa daerah kabupaten/kota dengan potensi penyebab penyebaran DBD tertinggi terdapat pada wilayah pada *cluster* 2 yang diberi nama/label “tinggi” yang berarti bahwa kebijakan terkait dengan usaha untuk pengendalian vektor mengenai penanganan DBD dapat difokuskan pada wilayah pada *cluster* 2.

5.2 Saran

Berdasarkan kesimpulan di atas, maka saran yang dapat diberikan baik untuk penelitian ini dan penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini hanya menggunakan data dengan N yang kecil sehingga peneliti menyarankan untuk penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan jumlah data yang besar untuk mengevaluasi tingkat kestabilan algoritma CFGWC-PSO.
2. Perlu dilakukan untuk penelitian lebih lanjut mengenai penggunaan parameter-parameter dalam CFGWC-PSO untuk memaksimalkan performanya.
3. Perlu dilakukan penelitian lebih lanjut terhadap integrasi CFGWC dengan metode metaheuristik lainnya untuk memaksimalkan performa CFGWC.

DAFTAR PUSTAKA

- Achmadi, UF. (2010). "Manajemen Demam Berdarah Berbasis Wilayah". *Buletin Jendela Epidemiologi*, Vol. 2, Agustus 2010, pp. 15 – 20.
- Alata, M., Molhim, M. dan Ramini, A. (2008). "Optimizing of Fuzzy C-Means Clustering Algorithm Using GA". *World Academy of Science; Engineering and Technology*, pp. 224-229.
- Babuska, R. (2001). "Fuzzy Clustering dalam Fuzzy And Neural Control". *Netherland*, pp. 51-72.
- Bai, K. (2010). "Analysis of Particle Swarm Optimization Algorithm". *Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika*. 3(1), pp. 180-184.
- Balasko, B., Abonyi, J., dan Feil, B. (2005). "Fuzzy clustering and data analysis toolbox". Department of Process Engineering, University of Veszprem, Veszprem.
- Bansal, J.C., Saraswat, P.K.S.M., Verma, A., Jadon, S.S. dan Abraham, A. (2011), "Inertia Weight Strategies in Particle Swarm Optimization". *Third World Congress on nature and biologically Inspired Computing*, pp. 640647.
- Brian S, E., Landau, S., Leese, M. dan Stahl, D. (2011). "Cluster Analysis". 5th edition. Wiley.
- Brown, P.J.B., Hirschfield, A. dan Batey, P.W.J. (1991). "Applications Of Geodemographic Methods In The Analysis Of Health Condition Incidence Data". *Paper in Regional Science*, Vol.70, pp. 329-344.
- Chunchun, H., Lingui, M. dan Wenzhong, S. (2008). "Fuzzy Clustering Validity For Spatial Data". *Geo-spatial Information Science*, Vol. 11, No. 3, pp. 191196.
- Cuong, B.C., Son, L. H., and Chau, H.T.M. (2010). "Some context fuzzy clustering methods for classification problems". *Proceedings of the 2010 ACM Symposium on Information and Communication Technology*, pp. 34-40.
- Dalmy Iskandar. (1998). "Rumah Sakit, Tenaga Kesehatan dan Pasien". Sinar Grafika: Jakarta.
- Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur. (2013). "Profil Kesehatan Provinsi Jawa Timur 2013". Surabaya: Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur.
- _____. (2014). "Profil Kesehatan Provinsi Jawa Timur 2014". Surabaya: Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur.
- _____. (2015). "Profil Kesehatan Provinsi Jawa Timur 2015". Surabaya: Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur.
- _____. (2016). "Profil Kesehatan Provinsi Jawa Timur 2016". Surabaya: Dinas Kesehatan Provinsi Jawa Timur.

Feng, Z. dan Flowerdew, R. (1998). "Fuzzy Geodemographic: A Contribution from Fuzzy Clustering Methods". *Inovations in GIS 5: Selected Papers From The Fifth National Conference on GIS Research UK*, Carter, S., CRC Press, Taylor & Francis Group, pp. 119-127.

Grekousis, G. dan Thomas, H. (2011). "Comparison of Two Fuzzy Algorithms in Geodemographic Segmentation Analysis: The Fuzzy C-Means and Gustafson-Kessel Methods". *Applied Geography*, pp. 125-136.

Hadi, BS. (2017). "Pendekatan Modified Particle Swarm Optimization dan Artificial Bee Colony pada Fuzzy Geographically Weighted Clustering". Tesis Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Han, J dan Kamber, M. (2006). "Data Mining Concept and Technique". San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers.

Hassan, R., Cohanin, B. dan Weck, O.d. (2004), "A Comparison Of Particle Swarm Optimization and Genetic Algorithm". *Aeronautics & Astronautics and Engineering Systems*, pp. 1-13.

Kennedy, J. dan Eberhart, R. (1995), "Particle Swarm Optimization", *International Conference of Neural Network. Volume IV. IEEE Service Center (1995)*, pp. 1942-1948.

Klawonn, F. (2004). "Fuzzy Clustering: Insights and a New Approach". *Mathware and Soft Computing* 11, pp. 125-142.

Klawonn, F. dan Hoppner, F. (2003), "What Is Fuzzy about Fuzzy Clustering? Understanding and Improving the Concept of the Fuzzifier". *Advance in Data Analysis V. Springer Berlin German*, pp. 254-264.

Koban, AW. (2005). "Kebijakan Pemberantasan Wabah Penyakit Menular: Kasus Kejadian Luar Biasa Demam Berdarah Dengue (KLB DBD)". The Indonesian Institute.

Kusumadewi, S. dan Purnomo, H. (2010). "Aplikasi Logika Fuzzy". Cetakan Pertama. Graham Ilmu: Yogyakarta.

Mason, G.A. dan Jacobson, R.D. (2007), "Fuzzy Geographically Weighted Clustering". *Proceedings of the 9th international conference on geocomputation*. Maynooth. Eire. Ireland.

Nurmala, N. dan Ayu, P. (2015). "Improvement of fuzzy geographically weighted clustering-ant colony optimization using Context Based Clustering". *International Conference on Information Techonolgy Systems and Innovation (ICITSI)*. IEEE.

Permatasari. (2015). "Hubungan Status Gizi, Umur, dan Jenis Kelamin dengan Derajat Infeksi Dengue pada Anak". *Jurnal Kedokteran Muhammadiyah*. Volume 2, pp. 24-28.

- Purwaningrum, S, Nia, S. dan Anang, K. (2017). "Analisis Kebermanfaatan Aplikasi Panduan Diet untuk Anak Penderita Demam Berdarah". *Jurnal Fakultas Kesehatan Masyarakat*. Volume 11, pp. 16-21.
- Putra, FH. (2016). "Pengelompokan Wilayah Bencana Endemi Demam Berdarah Dengue di Jawa Timur dengan Fuzzy Geographically Weighted Clustering-Particle Swarm Optimization". *Jurnal Aplikasi Komputasi dan Statistika*.
- Rana, S., Jasola, S. dan Kumar, R. (2010). "A Review on Particle Swarm Optimization Algorithm and Their Applications to Data Clustering", dalam *Artif. Intell. Rev Springer Science + Business Media B.V*, pp. 211-222.
- Santosa, B dan Willy, P. (2011). "Metode Metaheuristik Konsep dan Implementasi". Edisi ke-1. Surabaya: Guna Widya.
- Siregar, FA. (2004). "Epidemiologi dan Pemberantasan Demam Berdarah Dengue (DBD) di Indonesia". Fakultas Kesehatan Masyarakat. Universitas Sumatera Utara.
- Son, LH, Cuong, B.C., Lanzi, P.L., Thong, N.T. (2012). "A Novel Intuitionistic Fuzzy Clustering Method For Geo-Demographic Analysis". *Expert System With Application* 39, pp. 9849-9859.
- Son, LH. (2014). "Enhancing clustering quality of geodemographic analysis using context fuzzy clustering type-2 and particle swarm optimization". *Applied soft computing*, 22, pp. 566-584.
- Supranto (2004). "Analisis Multivariat Arti dan Interpretasi Edisi Pertama". Jakarta: Rineka Cipta.
- Thalbi, EG. (2009). "Metaheuristics; From design to Implementation". John Wiley & Sons.
- Wahyono, TYM, Budi, H. dan Sigit, M. (2010). "Faktor-faktor yang berhubungan dengan kejadian demam berdarah dan upaya penanggulangnya di Kecamatan Cimanggis, Depok, Jawa Barat". *Buletin Jendela Epidemiologi*. Vol.2, pp. 31-43.
- WHO. (2009). "Dengue Haemorrhagic Fever. Diagnosis, Treatment and Control". Geneva. WHO. 2009.
- Widoyono. (2011). "Penyakit Tropis: Epidemiologi, Penularan, Pencegahan, dan Pemberantasannya". Jakarta: Erlangga.
- Wijayanto, A.W. dan Purwariantini, A. (2014), "Improvement of Fuzzy Geographically Weighted Clustering Using Particle Swarm Optimization", *In Information Technology Systems and Innovation (ICITSI)*, IEE.
- Wu, j., Xiong, H., Liu, C. dan Chen, J. (2012), "A Generalization of Distance Functions for Fuzzy c-Means Clustering With Centroids of Arithmetic Means". *Ieee Transactions On Fuzzy Systems*. Vol. 20, No. 3, IEEE, pp. 557-571.

Yang, X.-S., Deb, S. dan Fong, S. (2014), "Metaheuristic Algorithms: Optimal Balance of Intensification and Diversification". *Applied Mathematics & Information Sciences*, pp. 977-983.

Zadeh, L.A. (1965). "Fuzzy Sets". *Information and Computation*. Vol. 8 no. 3, pp. 338-353.



LAMPIRAN

**Lampiran 1. Data Penelitian Faktor- Faktor Penyebab Demam Berdarah
di Jawa Timur Tahun 2017**

No	Kab/Kota	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11
1	Kab. Pacitan	1.55	3.25	1.85	24.86	54.3	398.15	40	3	0	1	38
2	Kab. Ponorogo	1.49	4.10	2.14	22.25	35	634.13	0	5	0	6	191
3	Kab. Trenggalek	4.68	3.21	1.94	19.18	60.9	549.47	100	1	0	1	21
4	Kab. Tulungagung	1.63	5.63	1.79	24.82	58.4	896.03	86.46	1	0	8	48
5	Kab. Blitar	0.24	5.75	2.45	31.23	50.8	726.21	0	4	0	8	100
6	Kab. Kediri	5.15	1.52	4.14	28.2	45.4	1126.5	30.42	3	0	10	75
7	Kab. Malang	3.33	4.17	6.15	25.54	48.4	795.66	65.25	3	0.10	27	95
8	Kab. Lumajang	2.62	7.04	2.44	12.45	68.2	578.94	41	4	0	5	224
9	Kab. Jember	4.3	11.71	5.78	39.97	32.2	737.92	0	6	0	10	263
10	Kab. Banyuwangi	0.6	8.88	3	24.39	53.4	282.98	42.86	6	0.09	16	526
11	Kab. Bondowoso	1.31	19.43	2.42	40.6	65.4	492.86	0	1	0	2	308
12	Kab. Situbondo	3.03	11.12	1.91	59.25	73.9	413.03	0	3	0.16	1	170
13	Kab. Probolinggo	1.97	5.78	5.13	67.06	75.8	681.06	0	4	0.06	6	178
14	Kab.	3.06	2.74	3.59	44.48	52.7	1089	0	9	0	5	44

	Pasuruan											
15	Kab. Sidoarjo	4.14	0.61	2.93	18.23	33.5	3057.5	0	4	0.14	36	12
16	Kab. Mojokerto	5.07	5.05	2.42	34.22	47.7	1588.4	100	12	0	10	217
17	Kab. Jombang	2.68	2.98	2.84	25.63	41.3	1081.2	0	8	0.13	10	248
18	Kab. Nganjuk	2.92	1.61	2.72	40.83	52.8	856.65	0	2	0	6	78
19	Kab. Madiun	0.14	1.37	1.81	22.57	49.7	672.56	51.22	1	0	4	74
20	Kab. Magetan	0.95	0.36	1.43	27.68	53.1	912.61	0	3	0	2	332
21	Kab. Ngawi	4.03	4.29	2.68	50.83	0	640.35	0	2	0	3	61
22	Kab. Bojonegoro	1.26	5.96	3.86	29.09	43.2	539.16	14.01	4	0	10	45
23	Kab. Tuban	1.03	7.34	4.25	32.49	21	639.24	2.139	5	0	3	331
24	Kab. Lamongan	1.33	5.40	3.71	11.62	26.3	655.6	23.69	4	0.16	0	111
25	Kab. Gresik	3.59	0.28	3.55	13.05	32.8	1078.7	26.84	3	0	17	115
26	Kab. Bangkalan	0.98	9.20	4.47	20.38	37.6	770.37	24.15	4	0	3	242
27	Kab. Sampang	6.43	7.94	4.88	74.92	41.8	776.84	13.59	4	0	0	70
28	Kab. Pamekasan	3.7	10.18	2.98	54.11	42.9	1088.7	10.07	2	0	9	51
29	Kab. Sumenep	4.13	6.18	4.59	55.06	41.6	516.46	26.4	1	0.45	3	15
30	Kota Kediri	1.97	0	0.52	16.59	49.5	4479.5	0	0	0	7	12
31	Kota Blitar	3.55	0.96	0.24	21.18	54.8	4516	0	0	0	8	10
32	Kota Malang	0.65	0.77	0.78	20.3	58.6	7823.9	0	2	0	16	55

33	Kota Probolinggo	1.58	0.96	0.39	17.25	31.4	4111.5	0	1	0	4	27
34	Kota Pasuruan	0.57	0.98	0.32	18.08	49.6	5600.5	0	6	0	1	31
35	Kota Mojokerto	0.99	2.54	0.16	20.32	36.4	7713.9	0	0	0	6	1
36	Kota Madiun	3.15	1.12	0.19	15.14	35.1	5304.2	0	0	0	8	14
37	Kota Surabaya	5.73	1.10	3.35	13.01	27.4	8807.3	0	1	0.18	36	278
38	Kota Batu	4.46	2.09	0.19	3.16	64.9	1024.6	0	8	0.17	6	5

Keterangan :

X_1 = Persentase Demam Berdarah

X_2 = Persentase Dinding Bambu

X_3 = Persentase Rumah Tangga Miskin

X_4 = Persentase Rumah Tidak Sehat

X_5 = Persentase Rumah Tidak PHBS

X_6 = Kepadatan Penduduk Per Km²

X_7 = Persentase Penampungan Air Hujan

X_8 = Jumlah Kejadian Banjir dalam Setahun

X_9 = Persentase Atap Ijuk

X_{10} = Jumlah Sarana Kesehatan

X_{11} = Jumlah Kasus Balita Gizi Buruk

Lampiran 2. Syntak CFGWC-PSO di Matlab

```
%load data to x variable
x = load('data.csv');

%choose dimension for context variable determination
dim = 1;
dim_Y = x(:,dim);
[n,d] = size(x);
c = 2; % number of cluster;
m = 2; % fuzziness weighted exponent;
e = 1e-4; % 0.0001; % error
context = 1; % 1. using random matrix, 2. using FCM, 3. Using C3
psoOptions = get_psoOptions;
if n > d
    psoOptions.Obj.f2eval = 'fgwc_U';
else
    psoOptions.Obj.f2eval = 'fgwc_V'; %not process yet since n
    always greater than d
end
% the dimension size for fgwc_U is n*c and fgwc_V is c*d
if strcmp(psoOptions.Obj.f2eval, 'fgwc_U') == 1
    psoOptions.Vars.SwarmSize = n;
    psoOptions.Vars.Dim = c;
elseif strcmp(psoOptions.Obj.f2eval, 'fgwc_V') == 1
    psoOptions.Vars.SwarmSize = c;
    psoOptions.Vars.Dim = d;
else
    psoOptions.Vars.SwarmSize = 100;
    psoOptions.Vars.Dim = d;
end

% Parameters common across all functions
psoOptions.SParams.c1 = 2;
psoOptions.SParams.c2 = 2;
psoOptions.SParams.w_start = 0.9;
psoOptions.SParams.w_end = 0.4;
psoOptions.SParams.w_varyfor = 1;
psoOptions.Flags.ShowViz = 0; %0 to disable visualization and 1
to enable visualization
```

```
psoOptions.Save.Interval = 0;
psoOptions.Disp.Interval = 0;
psoOptions.Obj.lb = -2;
psoOptions.Obj.ub = 2;
psoOptions.SParams.Vmax = 0.3;
numberOfRuns = 100;

fprintf('This experiment will optimize %s function for %d
times.\n', psoOptions.Obj.f2eval, numberOfRuns);
fprintf('Population Size: %d\t\tDimensions: %d.',
psoOptions.Vars.SwarmSize, psoOptions.Vars.Dim);
fVal = 0;
History=[];
fprintf('\nRun \t\t Best objVal\n');
for i = 1:numberofRuns
    [tfxmin, xmin, Swarm, tHistory, tResult] = pso(psoOptions,
context, dim_Y);
    if i == 1
        BestResult = tResult;
    else
        %select the tResult that has the greatest IFV index as
the best
        %result
        if tResult.validity.IFV > BestResult.validity.IFV
            BestResult = tResult;
        end
    e
    History(:,i) = tHistory;
    fprintf('%4d \t\t%10g\n', i, tfxmin);
end
Avg = sum(fVal)/numberOfRuns;
fprintf('\nAvg : \t\t%10g\n', Avg);
fprintf('Best : \t\t%10g\n\n', BestResult.cost);
% save the parameters and perform validity index evaluation using
best result
data.X = x;
param.c = c;
param.m = m;
param.e = e;
```

```
param.ro=ones(1,param.c);  
param.val=1;  
param.max=100;  
param.alpha=0.5;  
this = BestResult;  
result = validity(BestResult,data,param);  
result.validity  
valid.indeks(1,1) = ans.PC;  
valid.indeks(2,1) = ans.CE;  
valid.indeks(4,1) = ans.S;  
valid.indeks(6,1) = ans.IFV;
```

Lampiran 3. Syntak *Function Draw Swarm* di Matlab

```
function DrawSwarm(Swarm, SwarmSize, Generation, Dimensions,  
GBest, vizAxes)  
X = Swarm';  
if Dimensions >= 3  
    set(vizAxes,'XData',X(1, :),'YData', X(2,:), 'ZData',  
X(3,:));  
elseif Dimensions == 2  
    set(vizAxes,'XData',X(1, :),'YData', X(2,:));  
end  
  
GenDiv = 100;  
xAx = GBest(1);  
yAx = GBest(2);  
zAx = GBest(2);  
  
zf = 100 * 50/Generation; %zoom factor  
  
if rem(Generation, GenDiv) == 0  
    axis([xAx-zf xAx+100 yAx-zf yAx+zf zAx-zf zAx+zf]);  
end  
  
title(Generation);  
drawnow;
```

Lampiran 4. Syntak *function fgwc_u* di Matlab

```
function result = fgwc_U(membership)
% FGWC parameter :
% n = number of sample
% c = number of cluster
% d = number of variable / dimension
% load data
data_dbd = load('data.csv');
distance = load('dist.csv');
pop = load('pop.csv');
x = data_dbd(:, :);
pop = pop(:, :);
distance = distance(:, :);
% clustering parameter
c = 2; % number of cluster;
m = 2; % fuzziness weighted exponent;
e = 1e-4; % error
% parameters of Geographical Modification
% alpha + beta = 1
alpha = 0.5; % relative importance of demographic characteristics
(weights to old membership)
beta = 0.5; % relative importance of spatial interaction (weights
to the mean of membership values of surrounding Enumeration
Districts)
a = 1; % user definable parameter
b = 1; % user definable parameter
[n,d] = size(x);
% Calculating the geographical weighting
% dist is the distance matrix
% pop is the population matrix
% w is the weighting matrix
% a, b, alpha and beta are calibration variables
%
on = ones(1, (size(distance,1)));
dist1 = distance + (diag(on * Inf));
weight = ((pop * pop') .^ b) ./ (dist1 .^ a);
% initialization of cluster center using input variabel
f0 = membership;
f = f0;
```

```

function result = fgwc_U(membership)
% FGWC parameter :
% n = number of sample
% c = number of cluster
% d = number of variable / dimension
% load data
data_dbd = load('data.csv');
distance = load('dist.csv');
pop = load('pop.csv');
x = data_dbd(:, :);
pop = pop(:, :);
distance = distance(:, :);
% clustering parameter
c = 2; % number of cluster;
m = 2; % fuzziness weighted exponent;
e = 1e-4; % error
% parameters of Geographical Modification
% alpha + beta = 1
alpha = 0.5; % relative importance of demographic characteristics
(weights to old membership)
beta = 0.5; % relative importance of spatial interaction (weights
to the mean of membership values of surrounding Enumeration
Districts)
a = 1; % user definable parameter
b = 1; % user definable parameter
[n,d] = size(x);
% Calculating the geographical weighting
% dist is the distance matrix
% pop is the population matrix
% w is the weighting matrix
% a, b, alpha and beta are calibration variables
%
on = ones(1, (size(distance,1)));
dist1 = distance + (diag(on * Inf));
weight = ((pop * pop') .^ b) ./ (dist1 .^ a);
% initialization of cluster center using input variabel
f0 = membership;
f = f0;

```

```

% Calculate cluster center
for h=1:d
    for i=1:c
        a = 0;
        b = 0;

        for k=1:n
            a = a + ((f(k,i).^m).*x(k,h))
            b = b + (f(k,i).^m);
        end
        v(i,h) = sum(a/b)
    end
end
% Calculate distance
distance = 0;
for h=1:d
    for k=1:n
        for i=1:c
            distance = distance + abs(v(i,h)-x(k,h)).^2;
            dist(k,i) = abs(v(i,h)-x(k,h)).^2;
        end
    end
end
% Calculate membership matrix
total_membership = 0;
for h=1:d
    for k=1:n
        for i=1:c
            sigma_vx = 0;
            for j=1:c
                total_membership = total_membership +
                    (abs(v(i,h)-x(k,h))/abs(v(j,h)-x(k,h))).^(2/(m-1));
                sigma_vx = sigma_vx + (abs(v(i,h)-
                    x(k,h))/abs(v(j,h)-x(k,h))).^(2/(m-1));
            end
            f(k,i) = 1/sigma_vx;
        end
    end
end
end

```

```

% geographical modification
u2 = weight * f;
% nu2 = u2 .* (1 ./ (w * ones( size(u2) )));
nu2 = u2 .* (1 ./ (u2 * ones( size(u2,2), size(u2,2) )));
nuprime = (alpha * f) + (beta * nu2);
f = nuprime;
% end of geographical modification
ObjVal = 0;
iter = 0;
while abs(max(max(f0-f))) > e
    iter = iter + 1;
    % Use previous membership matrix (f0) as current
    membership matrix
    f = f0;
    % Calculate cluster center
    for h=1:d
        for i=1:c
            a = 0;
            b = 0;
            for k=1:n
                a = a + ((f(k,i).^m).*x(k,h));
                b = b + (f(k,i).^m);
            end
            v(i,h) = sum(a/b);
        end
    end
    % Calculate distance
    distance = 0;
    for h=1:d
        for k=1:n
            for i=1:c
                distance = distance + abs(v(i,h)-x(k,h)).^2;
                dist(k,i) = abs(v(i,h)-x(k,h)).^2;
            end
        end
    end
    % Calculate membership matrix
    total_membership = 0;
    for h=1:d

```

```

        for k=1:n
            for i=1:c
                sigma_vx = 0;
                for j=1:c
                    total_membership = total_membership +
(abs(v(i,h)-x(k,h))/abs(v(j,h)-x(k,h))).^(2/(m-1));
                    sigma_vx = sigma_vx + (abs(v(i,h)-
x(k,h))/abs(v(j,h)-x(k,h))).^(2/(m-1));
                end
                f(k,i) = 1/sigma_vx;
            end
        end
        % geographical modification
        u2 = weight * f;
        % nu2 = u2 .* (1 ./ (w * ones( size(u2) )));
        nu2 = u2 .* (1 ./ (u2 * ones( size(u2,2), size(u2,2) )));
        nuprime = (alpha * f) + (beta * nu2);
        f = nuprime;
        % end of geographical modification
        % Update current membership matrix into saved membership
matrix (f0)
        f0 = f;
    end
    ObjVal = distance./(total_membership.^m);
    % save the parameters and perform validity index evaluation
    data.X = x;
    param.c = c;
    param.m = m;
    param.e = e;
    param.ro=ones(1,param.c);
    param.val=1;
    param.max=100;
    param.alpha=0.5;
    result.data.f=f;
    result.data.d=dist;
    result.cluster.v=v;
    result.iter = iter;
    result.cost = ObjVal;
    result.solution = f;
    result = validity(result,data,param);

```

```
% result.validity
% Return Values :   psoOptions
%
%               |
%               |_Flags-----> PSO FLAGS. (All flags can
be set to zero to disable and a positive value to enable)
%               |   |_ShowViz-----> Show visualization of
the particles in motion. (suitable only if dimensions <= 3)
%               |   |_Neighbor---> Use neighborhood
acceleration (in addition to global acceleration)
%               |
%               |_Vars-----> PSO VARIABLES
%               |   |_SwarmSize--> Swarm Size. (Also
known as population size)
%               |   |_Iterations-> Maximum Iterations.
(Used to terminate the algorithm. see also: Terminate element
below)
%               |   |_ErrGoal----> Error goal. (Also used
to terminate the algorithm. see also: Terminate element below)
%               |   |_Dim-----> Dimensions of the
problem. This determines the particle size.
%               |
%               |_SParams---> STRATEGY PARAMETERS
%               |   |_c1-----> Cognitive Acceleration
%               |   |_c2-----> Social Acceleration
%               |   |_c3-----> Neighborhood
Acceleration
%               |   |_w_start----> Value of velocity
Weight at the begining
%               |   |_w_end-----> Value of velocity
Weight at the end of the pso iterations
%               |   |_w_varyfor--> The fraction of
maximum iterations, for which w is linearly varied
%               |   |_Vmax-----> Maximum velocity step
%               |   |_Nhood-----> Neighborhood size
(nhood=1 ==> 2 neighbors, one on each side)
%               |
%               |_Obj-----> OBJECTIVE FUNCTION OPTIONS
%               |   |_f2eval-----> Function/System to
optimize (Type Fuzzy if u want to tune an FIS)
```

```

%           |   |_GM-----> Value of Global Minima
(Required if Terminate.Err is set. i.e error goal is (one of) the
termination criteria).
%           |   |_lb-----> Lower bounds of
Initialization (You may use Asymmetrical Initialization. These
bounds don't limit the search space.)
%           |   |_ub-----> Upper bounds of
Initialization (Rather, they are used to Initialize the
particles. See: An Empirical Study of PSO (Ebenhart and Shi)
%           |
%           |_Terminate-> TERMINATION OPTIONS
(Multiple options are allowed)
%           |   |_Iters-----> Use Vars.MaxIt as a
termination criterion. 1=Yes, 0=No
%           |   |_Err-----> Use Vars.ErrGoal as a
termination criterion. 1=Yes, 0=No
%           |
%           |_Disp-----> TEXT MODE DISPLAY OPTIONS
%           |   |_Interval---> Notify about the
progress after these many iterations. 0=Don't Notify
%           |   |_Header-----> Display the PSO
Options header. 0 = Hide, 1 = Show
%           |   |_Progress---> Display the progress
of the Algorithm. 0 = Hide, 1 = Show
%           |   |_Footer-----> Display Footer
(contains experimental results). 0 = Hide, 1 = Show
%           |
%           |_Save-----> OPTIONS FOR SAVING RESULTS
IN A TEXT FILE
%           |   |_File-----> Base name of the
Output Text File. (see options below for automation options)
%           |   |_IncludeFnName----> Prefix the name
of the name of the Objective function to the file name e.g.
DeJong_Results. 1=Yes, 0=No
%           |   |_IncludeDim-----> Suffix the
number of dimensions. 1=Yes, 0=No
%           |   |_IncludeSwarmSize-> Suffix the size
of swarm. 1=Yes, 0=No
%           |   |_Interval-----> Save after this
number of iterations. 0=Don't save the progress report.

```

```
%
% | | _Header-----> Save the header
information (also see: Disp)
% | | _Footer-----> Save the Footer
information (also see: Disp)
% |
% | _Fuzzy-----> FUZZY OPTIONS
% | _FIS-----> An FIS file that
contains the system to be optimize. (note: The actual file should
have a .fis extension, although u may or may not include it here)
% | _DataFile-----> An valid Excel
file containing Training Data. The FIS will be tuned to match
this data.
% | _InitFunc-----> A function to
initialize the Swarm using the FIS. (String or Function handle)
% | _ValidateFunc----> A function to
Validate the Swarm each time particles are moved. This is
required to change the co-ordinates of the particles which have
bad value of membership function parameters.
% | _ErrorFunc-----> A function to
evaluate the fitness of the fuzzy system. (note: Fitness is
expressed in terms of mean square error. So, more fit functions
would return a lower value of error)
% | _TuneInputs-----> Tune the input
membership functions
% | _TuneOutputs-----> Tune the output
membership functions

function psoOptions = get_psoOptions()
psoOptions = struct( ...
    ... %Option FLAGS
    'Flags', struct(...
        'ShowViz', 0, ... %Show visualization of the
particles
        'Neighbor', 0), ... %Use neighborhood
acceleration (in addition to global acceleration)
    ... %Variables of the PSO
    'Vars', struct(...
        'SwarmSize', 20, ... %Swarm Size
        'Iterations', 1000,... %Maximum Iterations
        'ErrGoal', 1e-10, ... %Error goal
        'Dim', 10 ), ... %Dimensions of the problem
```

```

... %Strategy Parameters
'SParams', struct(...
    'c1',      2, ...      %Cognitive Acceleration
    'c2',      2, ...      %Social Acceleration
    'c3',      1, ...      %Neighborhood Acceleration
    'w_start', 0.95, ...    %Value of velocity Weight at the
beginning
    'w_end',    0.4, ...    %Value of velocity Weight at the end
of the pso iterations
    'w_varyfor',0.7,...     %The fraction of maximum iterations,
for which w is linearly varied
    'Vmax',     100,...     %Maximum velocity step
    'Chi',      1, ...     %Constriction factor
    'Nhood',    1 ), ...    %Neighborhood size (nhood=1 ==> 2
neighbors, one on each side)
... %Objective Function Options
'Obj', struct(...
    'f2eval',    'fgwc_U', ...%Function/System to optimize
    'GM',        0, ...     %Value of Global Minima (Required
if Error goal is a termination criteria).
    'lb',        100, ...    %Lower bounds of Initialization
    'ub',        200 ), ...  %Upper bounds of Initialization
... %Termination Options
'Terminate', struct(...
    'Iters',     1, ...     %Use Vars.MaxIt for termination
    'Err',       1), ...    %Use Vars.ErrGoal for terminion
... %Display Options
'Disp', struct( ...
    'Interval',  10, ...     %Notify about the progress after
these many iterations
    'Header',    1, ...     %Display the PSO Options header. 0
= hide, 1 = show
    'Progress',  1, ...     %Display the progress of the
Algorithm. 0 = hide, 1 = show
    'Footer',    1 ), ...   %Display Footer (contains
experimental results). 0 = hide, 1 = show
... %Saving Options
'Save', struct(...
    'File',      'Results', ... %Base name of the Output Text
File. (see options below for automation options)
    'IncludeFnName', 1, ...  %Prefix the name of the name
of the Objective function to the file name

```

```

'IncludeDim',          1, ...      %Suffix the number of dimensions.
'IncludeSwarmSize', 1, ...      %Suffix the size of swarm.
'Interval',           10,...      %Save after this number of
iterations
'Header',              1, ...      %Save the header information
(see Disp)
'Footer',              1 ) , ...   %Save the Footer information
(see Disp)
... %info: the PSO Toolbox can used to tune the membership
functions of an FIS. Set the options below.
... %Fuzzy Options
'Fuzzy', struct( ...
'FIS',                  'tipper', ...      %FIS file that contains
the system to be optimize. (note: The file should end with a .fis
extension)
'DataFile',             'tipperData', ...   %An Excel File containing
Training Data. The FIS will be tuned to match this data.
'InitFunc',             @initfuzzy, ...     %A function to initialize
the Swarm using the FIS
'ValidateFunc', @validatefuzzy, ... %A function to Validate
the Swarm each time particles are moved. This is required to
change the co-ordinates of the particles which have bad value of
membership function parameters.
'ErrorFunc',            @fuzEvalFitness,... %A function to evaluate
the fitness of the fuzzy system. (note: Fitness is expressed in
terms of mean square error. So, more fit functions would return a
lower value of error)
'TuneInputs',           1, ...          %Tune the input
membership functions
'TuneOutputs',          1) ...          %Tune the output
membership functions
);

% Return Values : [fxmin, xmin, Swarm, history, tResult]
%               |         |         |         |         |_The cluster
result
%               |         |         |         |         |_The history of the
algorithm. Depicts how the function value of GBest changes over
the run.

```

```
%      |      |      |__The final Swarm. (A matrix
containing co-ordinates of all particles)
%      |      |__The co-ordinates of Best (ever)
particle found during the PSO's run.
%      |__The objective value of Best (^xmin)
particle.

function [fxmin, xmin, Swarm, history, tResult] = PSO(psoOptions,
context, dim_Y)

%Globals
global psoFlags;
global psoVars;
global psoSPParameters;
global notifications;

upbnd = 600; % Upper bound for init. of the swarm
lwbnd = 300; % Lower bound for init. of the swarm
GM = 0; % Global minimum (used in the stopping criterion)
ErrGoal = 1e-10; % Desired accuracy
%

%Initializations
if nargin == 0
    psoOptions = get_psoOptions;
end

%For Displaying
if psoOptions.Flags.ShowViz
    global vizAxes; %Use the specified axes if using GUI or
create a new global if called from command window
    vizAxes = plot(0,0, '.');
    axis([-1000 1000 -1000 1000 -1000 1000]); %Initially set to
a cube of this size
    axis square;
    grid off;
    set(vizAxes, 'EraseMode', 'xor', 'MarkerSize', 15); %Set it to
show particles.
    pause(1);
end
```

```

%End Display initialization

% Initializing variables
success = 0; % Success Flag
iter = 0; % Iterations' counter
fevals = 0; % Function evaluations' counter

% Using params---
% Determine the value of weight change
w_start = psoOptions.SParams.w_start; %Initial inertia weight's
value
w_end = psoOptions.SParams.w_end; %Final inertia weight
w_varyfor =
floor(psoOptions.SParams.w_varyfor*psoOptions.Vars.Iterations);
%Weight change step. Defines total number of iterations for which
weight is changed.
w_now = w_start;
inertdec = (w_start-w_end)/w_varyfor; %Inertia weight's change
per iteration

% Initialize Swarm and Velocity
SwarmSize = psoOptions.Vars.SwarmSize;
if context == 1 %using random matrix as context variable
    Swarm = rand(psoOptions.Vars.SwarmSize, psoOptions.Vars.Dim);
else if context == 2 %using fcm as context variable
    [center, Swarm] = fcm(dim_Y, psoOptions.Vars.Dim);
    Swarm = transpose(Swarm);
else if context == 3 %using C3 equation as context variable
    y_bar = mean(dim_Y);
    std_y = std(dim_Y);
    Swarm =
[dim_Y, rand(psoOptions.Vars.SwarmSize, psoOptions.Vars.Dim-1)];
    f_k = exp((- (Swarm-y_bar).^2)/std_y^2);
    Swarm = 1./(1+exp(-f_k));
else
    Swarm = rand(SwarmSize,
psoOptions.Vars.Dim)*(psoOptions.Obj.ub-psoOptions.Obj.lb) +
psoOptions.Obj.lb;
end
end
end

```

```

VStep = rand(SwarmSize, psoOptions.Vars.Dim);

f2eval = psoOptions.Obj.f2eval; %The objective function to
optimize.

%Find initial function values.
fSwarm = feval(f2eval, Swarm);
tResult = fSwarm;
fSwarm = fSwarm.cost;

fevals = fevals + SwarmSize;

% Initializing the Best positions matrix and
% the corresponding function values
PBest = Swarm;
fPBest = fSwarm;
% Finding best particle in initial population
[fGBest, g] = min(fSwarm);
lastbpf = fGBest;
Best = Swarm(g,:); %Used to keep track of the Best particle ever
fBest = fGBest;
history = [0, fGBest];

if psoOptions.Flags.Neighbor
    % Define social neighborhoods for all the particles
    for i = 1:SwarmSize
        lo = mod(i-
psoOptions.SParam.Nhood:i+psoOptions.SParam.Nhood, SwarmSize);
        nhood(i,:) = [lo];
    end
    nhood(find(nhood==0)) = SwarmSize; %Replace zeros with the
index of last particle.
end

if psoOptions.Disp.Interval & (rem(iter,
psoOptions.Disp.Interval) == 0)
    disp(sprintf('Iterations\t\ttfGBest\t\t\t\t\ttfevals'));
end

```

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%
%%                                THE PSO LOOP                                %%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
while( (success == 0) & (iter <= psoOptions.Vars.Iterations) )
    iter = iter+1;

    % Update the value of the inertia weight w
    if (iter<=w_varyfor) & (iter > 1)
        w_now = w_now - inertdec; %Change inertia weight
    end

    %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
    % The PLAIN PSO %

    % Set GBest
    A = repmat(Swarm(g,:), SwarmSize, 1); %A = GBest. repmat(X,
m, n) repeats the matrix X in m rows by n columns.
    B = A; %B wil be nBest (best neighbor) matrix

    % use neighborhood model
    % circular neighborhood is used
    if psoOptions.Flags.Neighbor
        for i = 1:SwarmSize
            [fNBest(i), nb(i)] = min(fSwarm( find(nhood(i)) ));
            B(i, :) = Swarm(nb(i), :);
        end
    end

    % Generate Random Numbers
    R1 = rand(SwarmSize, psoOptions.Vars.Dim);
    R2 = rand(SwarmSize, psoOptions.Vars.Dim);

    % Calculate Velocity
    if ~psoOptions.Flags.Neighbor %Normal
        VStep = w_now*VStep + psoOptions.SParams.c1*R1.*(PBest-
Swarm) + psoOptions.SParams.c2*R2.*(A-Swarm);
    else %With neighborhood
        R3 = rand(SwarmSize, psoOptions.Vars.Dim); %random nos
        for neighborhood

```

```

VStep = w_now*VStep + psoOptions.SParams.c1*R1.*(PBest-Swarm) +
psoOptions.SParams.c2*R2.*(A-Swarm) + psoOptions.SParams.c3*R3.*(B-
Swarm);
    end

    % Apply Vmax Operator for v > Vmax
    changeRows = VStep > psoOptions.SParams.Vmax;
    VStep(find(changeRows)) = psoOptions.SParams.Vmax;
    % Apply Vmax Operator for v < -Vmax
    changeRows = VStep < -psoOptions.SParams.Vmax;
    VStep(find(changeRows)) = -psoOptions.SParams.Vmax;

    % ::UPDATE POSITIONS OF PARTICLES::
    Swarm = Swarm + psoOptions.SParams.Chi * VStep;    % Evaluate
new Swarm

    fSwarm = feval(f2eval, Swarm);
    fSwarm = fSwarm.cost;
    fevals = fevals + SwarmSize;

    % Updating the best position for each particle
    changeRows = fSwarm < fPBest;
    fPBest(find(changeRows)) = fSwarm(find(changeRows));
    PBest(find(changeRows), :) = Swarm(find(changeRows), :);

    lastbpart = PBest(g, :);
    % Updating index g
    [fGBest, g] = min(fPBest);

    %Update Best. Only if fitness has improved.
    if fGBest < lastbpart
        [fBest, b] = min(fPBest);
        Best = PBest(b, :);
    end
    %%OUTPUT%%
    if psoOptions.Save.Interval & (rem(iter,
psoOptions.Save.Interval) == 0)
        history((size(history,1)+1), :) = [iter, fBest];
    end

```

```

if psoOptions.Disp.Interval & (rem(iter,
psoOptions.Disp.Interval) == 0)
    disp(sprintf('%4d\t\t\t%.5g\t\t\t\t%5d', iter, fGBest,
fevals));
end

if psoOptions.Flags.ShowViz
    [fworst, worst] = max(fGBest);
    DrawSwarm(Swarm, SwarmSize, iter, psoOptions.Vars.Dim,
Swarm(g,:), vizAxes);
end

%%TERMINATION%%
if abs(fGBest-psoOptions.Obj.GM) <= psoOptions.Vars.ErrGoal
%GBest
    success = 1;
elseif abs(fBest-psoOptions.Obj.GM)<=psoOptions.Vars.ErrGoal
%Best
    success = 1
else
    lastbpf = fGBest; %To be used to find Best
end

end

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%                                END OF PSO LOOP                                %%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

[fxmin, b] = min(fPBest);
xmin = PBest(b, :);

history = history(:,1);
%Comment below line to Return Swarm. Uncomment to return previous
best positions.
%Swarm = PBest; %Return PBest

```

Lampiran 5. Syntak *function validity* di Matlab

```

function result = validity(result,data,param)
%validation of the clustering
N = size(result.data.f,1);
c = size(result.cluster.v,1);
n = size(result.cluster.v,2);
v = result.cluster.v;
if exist('param.m')==1, m = param.m;else m = 2;end
if param.val==1
    %partition coefficient (PC)
    fm = (result.data.f).^m;
    PC = 1/N*sum(sum(fm));
    %classification entropy (CE)
    fm = (result.data.f).*log(result.data.f);
    CE = -1/N*sum(sum(fm));
    %separation index (S)
    S = sum(pii)./(N*min(dist));
    %IFV index
    sd_max = max(dist);
    sigma = 1/c*sum(1/N*sum(result.data.d));
    %result.data.f
    sub_IFV_1 = (result.data.f.^2);
    sub_IFV_2 = (log2(c)-1/N*sum(log2(result.data.f))).^2;
    sub_IFV_2 = transpose(sub_IFV_2);
    sub_IFV = sub_IFV_1*sub_IFV_2;
    IFV = 1/c*sum(1/N*sum(sub_IFV))*sd_max/sigma;
    %results
    result.validity.PC = PC;
    result.validity.CE = CE;
    result.validity.S = S;
    result.validity.IFV = IFV;

elseif param.val==2

    %separation index (S)
    S = sum(pii)./(N*min(dist));
    %results
    result.validity.S = S;

else

```

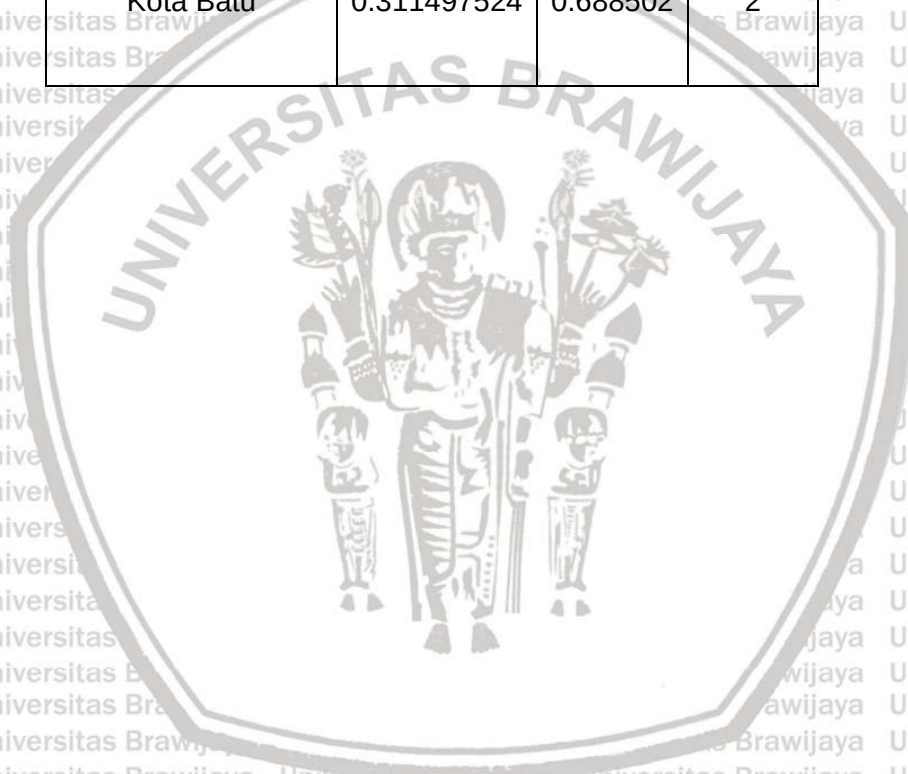
```
%partition coefficient (PC)
    fm = (result.data.f).^m;
    PC = 1/N*sum(sum(fm));
    %classification entropy (CE)
    fm = (result.data.f).*log(result.data.f);
    CE = -1/N*sum(sum(fm));
    %separation index (S)
    S = sum(pii)/(N*min(dist));

%results
result.validity.PC = PC;
result.validity.CE = CE;
result.validity.S = S;
end
```

Lampiran 6. Nilai Membership CFGWC-PSO-C2

Kabupaten/Kota	1	2	Cluster
Kab. Pacitan	0.25886722	0.741133	2
Kab. Ponorogo	0.572341702	0.427658	1
Kab. Trenggalek	0.280824667	0.719175	2
Kab. Tulungagung	0.23049049	0.76951	2
Kab. Blitar	0.168171484	0.831829	2
Kab. Kediri	0.192756622	0.807243	2
Kab. Malang	0.184362086	0.815638	2
Kab. Lumajang	0.570178959	0.429821	1
Kab. Jember	0.554246962	0.445753	1
Kab. Banyuwangi	0.506319591	0.49368	1
Kab. Bondowoso	0.57552933	0.424471	1
Kab. Situbondo	0.671171811	0.328828	1
Kab. Probolinggo	0.643588487	0.356412	1
Kab. Pasuruan	0.272743341	0.727257	2
Kab. Sidoarjo	0.34106621	0.658934	2
Kab. Mojokerto	0.555547607	0.444452	1
Kab. Jombang	0.53390347	0.466097	1
Kab. Nganjuk	0.183803244	0.816197	2
Kab. Madiun	0.175398177	0.824602	2
Kab. Magetan	0.464333438	0.535667	2
Kab. Ngawi	0.224194713	0.775805	2
Kab. Bojonegoro	0.248004503	0.751995	2
Kab. Tuban	0.484598025	0.515402	2
Kab. Lamongan	0.283867099	0.716133	2
Kab. Gresik	0.339823647	0.660176	2
Kab. Bangkalan	0.541604429	0.458396	1
Kab. Sampang	0.226842074	0.773158	2
Kab. Pamekasan	0.23866953	0.76133	2
Kab. Sumenep	0.315550994	0.684449	2

Kota Kediri	0.243868062	0.756132	2
Kota Blitar	0.306098482	0.693902	2
Kota Malang	0.222326757	0.777673	2
Kota Probolinggo	0.323824957	0.676175	2
Kota Pasuruan	0.280784037	0.719216	2
Kota Mojokerto	0.366159613	0.63384	2
Kota Madiun	0.281219221	0.718781	2
Kota Surabaya	0.509320097	0.49068	1
Kota Batu	0.311497524	0.688502	2



Lampiran 7. Sertifikat Plagiasi

plagiarism-detector
Cutting-edge class tool for plagiarism detection and prevention

KEMENTERIAN RISET, TEKNOLOGI, DAN PENDIDIKAN TINGGI
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
PASCASARJANA

19 0927 T

SERTIFIKAT BEBAS PLAGIASI
Nomor: 2329/UN10.F40/PN/2019
Sertifikat ini diberikan kepada:

Nama : Siti Nurmardia Abdussamad
NIM : 166090500111002
Program Studi : Program Magister Statistika
Fakultas : Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas : Universitas Brawijaya

Dengan Judul Tesis
Analisis Fuzzy Geographically Weighted Clustering-Particle Swarm Optimization menggunakan Context-Based Clustering (CFGWC-PSO) (Studi Kasus: Pengelompokan Wilayah Bencana Endemik Demam Berdarah Dengue di Provinsi Jawa Timur berdasarkan Faktor Penyebab Penyebaran DBD)

Telah dideteksi tingkat plagiasinya secara online pada tanggal 20 September 2019 dan dinyatakan bebas plagiasi dengan kriteria toleransi $\leq 5\%$.

Malang, 20 September 2019
Ketua Badan Penerbitan Jurnal

Archief D. Pratomo, M.Phil
NIP. 19621110119010004

Indah Yanti, S.Si, M.Si
NIP. 197611292005012002