



Optimalisasi Penyaluran Bantuan Pemerintah Untuk UMKM Menggunakan Metode Fuzzy C-Means

Anggara Cahya Putra¹, Kristoko Dwi Hartomo²

^{1,2}Jurusan Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Kristen Satya Wacana

¹682017034@student.uksw.edu, ²kristoko@uksw.edu

Abstract

Indonesian MSMEs were very seriously affected by the Covid-19 pandemic, which caused the Indonesian economy has experienced deceleration. The Indonesian government has taken several steps to keep economic activity running, such as direct cash assistance for micro-scale businesses but is having problems in obtaining real data so that assistance is not on target, the clustering method using Fuzzy C-Means (FCM) is used for grouping MSME data. FCM allows the data to be a member of all clusters in which each cluster has a membership degree value of 0-1. The data used is from the website of the Sleman Regency Cooperatives and SME Service. FCM classifies MSME data based on the attributes of revenue, assets and number of workers. This research resulted in grouping MSME data into 3 priority levels for MSMEs in obtaining assistance, namely high priority, medium priority, and low priority. The results of this study show that the number of MSMEs with high priority is 23,023 MSMEs, medium priority is 9,774 MSMEs and low priority is 3,159 MSMEs. The validation test of the FCM method uses the Partition Coefficient Index (PCI) which has a value of 0.826 which means that value good because it is close to 1.

Keywords: Clustering, Data Mining, Fuzzy C-Means, MSMEs

Abstrak

UMKM Indonesia terdampak sangat serius karena pandemi Covid-19 sehingga menyebabkan perekonomian Indonesia mengalami perlambatan. Pemerintah Indonesia melakukan beberapa langkah untuk menjaga aktivitas perekonomian tetap berjalan, seperti bantuan langsung tunai untuk bisnis skala mikro akan tetapi mengalami kendala untuk mendapatkan data yang riil agar bantuan tepat sasaran, maka digunakan metode *clustering* menggunakan *Fuzzy C-Means (FCM)* untuk pengelompokan data UMKM. FCM memungkinkan data akan menjadi anggota semua cluster yang di setiap cluster-nya memiliki nilai derajat keanggotaan dari 0-1. Data yang digunakan adalah data sekunder dari website Dinas Koperasi dan UKM Kabupaten Sleman. FCM mengelompokkan data UMKM berdasarkan atribut omset, aset dan jumlah pekerja untuk menentukan prioritas UMKM dalam mendapat bantuan. Penelitian ini menghasilkan pengelompokan data UMKM menjadi 3 tingkatan prioritas UMKM dalam mendapat bantuan, yaitu prioritas tinggi, prioritas sedang, dan prioritas rendah. Hasil dari penelitian ini menunjukkan jumlah UMKM yang menjadi prioritas tinggi sebanyak sebanyak 23.023 UMKM, prioritas sedang sebanyak 9.774 UMKM dan prioritas rendah sebanyak 3.159 UMKM. Uji validasi metode FCM ini menggunakan Partition Coefficient Index (PCI) yang memiliki nilai 0,826 yang berarti baik karena mendekati nilai 1.

Kata kunci: Clustering, Data Mining, Fuzzy C-Means, UMKM

1. Pendahuluan

Tahun 2020 dunia mengalami pandemi yang mempengaruhi semua bidang kehidupan, salah satunya pada bidang ekonomi. Semua negara mengalami perlambatan pertumbuhan ekonomi, tidak terkecuali Indonesia. Indonesia mengalami kontraksi pertumbuhan sebesar 5,32 persen pada triwulan II-2020 terhadap triwulan II-2019 (y-on-y) dan mengalami kontraksi pertumbuhan sebesar 4,19 persen terhadap triwulan sebelumnya (q-on-q) [1].

Usaha Mikro, Kecil dan Menengah (UMKM) sebagai inti perekonomian Indonesia terdampak sangat serius pada berbagai aspek seperti, penjualan menurun, produksi menurun, kesulitan permodalan, kesulitan bahan baku, distribusi terhambat, dan jumlah tenaga kerja harus dikurangi yang mengakibatkan banyak pekerja harus kehilangan pekerjaannya agar UMKM dapat tetap berjalan dan tidak sedikit UMKM yang terpaksa menutup usahanya karena beberapa masalah dampak dari pandemi ini [2]. Bantuan modal diperlukan

agar UMKM yang mempunyai pendanaan dan permodalan yang kecil atau terbatas dapat mengatasi kesulitan akibat dampak dari pandemi ini [3]. Pemerintah mempersiapkan 5 skema pemulihan ekonomi untuk sektor UMKM, salah satunya diperuntukan untuk UMKM yang masuk kategori rentan akibat dampak pandemi diupayakan agar masuk sebagai penerima bantuan sosial pemerintah [4].

Pemerintah Indonesia melakukan beberapa langkah untuk menjaga aktivitas perekonomian tetap berjalan seperti, melalui Kementerian Perindustrian (Kemenperin) memberikan pinjaman dengan bunga rendah kepada UMKM untuk pengadaan bahan baku, restrukturisasi kredit, menghubungkan para pelaku UMKM dengan platform toko online untuk membantu pemasaran dan penjualan produk-produk UMKM seperti Tokopedia, Shopee, dan Blibli [5]. Kementerian Ketenagakerjaan (Kemnaker) memberikan bantuan berupa subsidi gaji atau upah bagi pekerja buruh dalam penanganan dampak Covid-19 [6]. Kementerian Koperasi dan Usaha Kecil Menengah (KemenkopUKM) melakukan kelonggaran pembayaran pinjaman, keringanan pajak UMKM enam bulan, transfer tunai untuk bisnis skala mikro. Pemerintah mengupayakan bantuan transfer tunai agar tepat sasaran karena selama ini mengalami kesulitan untuk mendapatkan data yang riil [7].

Terdapat beberapa cara agar bantuan transfer tunai untuk UMKM skala mikro dari pemerintah tepat sasaran, dalam penelitian ini penulis akan menggunakan teknik *data mining* dengan metode *clustering*. *Clustering* adalah proses mengelompokkan sekumpulan objek data dalam beberapa grup atau *cluster* sehingga objek data di dalam *cluster* memiliki kemiripan yang tinggi, dan sangat berbeda dengan objek data di *cluster* lain [8].

Membagi sekumpulan data menjadi beberapa *cluster* tidak dilakukan oleh manusia, tetapi oleh algoritma *clustering*. Dalam memilih algoritma *clustering*, akurasi hasil *clustering* lebih penting dari pada waktu yang dibutuhkan untuk komputasi *clustering* [9]. *Fuzzy C-Means* (FCM) merupakan salah satu algoritma *clustering* yang keanggotaannya didefinisikan berdasarkan dekat jaraknya terhadap pusat *cluster*. Keberadaan tiap data dalam suatu *cluster* ditentukan oleh derajat keanggotaan. Kelebihan dari FCM adalah mampu mendeteksi *cluster* tingkat tinggi dan menunjukkan perbedaan hubungan antar pola *cluster* [10]. Mampu menangani persebaran data yang mengalami *overlap* yang tidak bisa ditangani *K-Means* [9] dan memberikan hasil pengujian yang lebih baik dibandingkan dengan *K-Means* [9][11][12][13][14]. Dapat mengelompokkan data dengan banyak atribut atau mengelompokkan data berdasarkan kriteria tertentu sesuai dengan kebutuhan penelitian [15]. Mampu memberikan rekomendasi keputusan yang lebih baik dalam penentuan prioritas sehingga keputusan yang

diperoleh lebih tepat, terkomputerisasi dan objektif, serta mampu melakukan pengelompokkan data yang sangat besar, dan memiliki hasil perhitungan yang akurat dan konsisten [16]. FCM juga dapat digunakan untuk memprediksi sesuatu dengan melakukan klasifikasi atau *association rule mining* yang memiliki banyak kriteria atau atribut dengan hasil akhir yang memuaskan [17][18]. FCM dapat dikombinasikan dengan beberapa metode seperti RFM, AHP, SAW, dan TOPSIS menghasilkan sebuah rekomendasi untuk mendukung pengambilan keputusan [19][20][21]. Mayoritas artikel ilmiah tentang FCM mengelompokkan data menjadi 3 *cluster* dan menjadikan 3 *cluster* solusi terbaik dari penelitian yang telah dilakukan [22].

Berdasarkan permasalahan yang dialami oleh Pemerintah Indonesia dalam mendapatkan data riil UMKM yang berhak mendapatkan bantuan, akurasi penyaluran bantuan UMKM, dan mempercepat pertumbuhan ekonomi Indonesia melalui UMKM. Metode *data mining* dengan algoritma FCM tepat untuk diimplementasikan pada studi kasus ini, serta menggunakan bahasa pemrograman *R* dalam memproses data karena *R* sudah mendukung penggunaan algoritma FCM yang akan mempercepat proses pengolahan data.

Penelitian ini bertujuan untuk membantu proses penyaluran bantuan dari pemerintah daerah melalui dinas-dinas terkait kepada UMKM agar tepat sasaran, dengan mengelompokkan UMKM menjadi 3 *cluster* prioritas yaitu, prioritas tinggi, prioritas sedang dan prioritas rendah dalam mendapat bantuan. Sehingga dapat mempercepat pertumbuhan ekonomi Indonesia yang memiliki inti perekonomian pada UMKM.

Menurut Robbie Shugara dkk dalam artikel yang berjudul "Implementasi Algoritma Fuzzy C-Means Clustering dan Simple Additive Weighting dalam Pemberian Bantuan Program Peningkatan Kualitas Kawasan Pemukiman (Studi Kasus: Kelurahan/ RT se-Kota Bengkulu)", berhasil membuat sistem untuk melakukan pengelompokan data kedalam 3 *cluster* menggunakan FCM dan melakukan perbandingan menggunakan SAW, serta memberikan rekomendasi daftar RT yang layak mendapat bantuan [20]. Penelitian Giovan Meidy Susanto dkk yang berjudul "Sistem Referensi Pemilihan Smartphone Android Dengan Metode Fuzzy C-Means dan TOPSIS" membuat sistem referensi pemilihan smartphone android yang mampu mengelompokkan smartphone android menjadi 3 *cluster* dan menentukan cluster yang cocok untuk dihitung nilai preferensinya menggunakan TOPSIS. Hasil pengujian sistem referensi dapat diterima baik oleh penggunaanya [21].

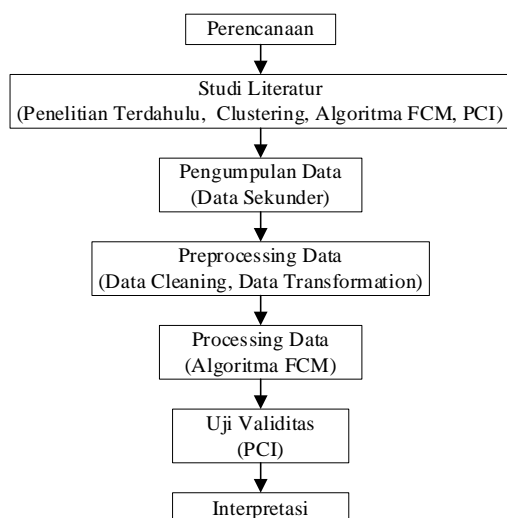
Menurut artikel yang berjudul "Perbandingan Algoritma *K-Means* Dengan Algoritma *Fuzzy C-Means* Untuk *Clustering* Tingkat Kedisiplinan Kinerja Karyawan" oleh Nova Agustina dan Prihandoko, terdapat 3 *cluster*

yang dibentuk menggunakan *Fuzzy C-Means* dengan hasil validasi menggunakan *Partition Coefficient Index* 0,758 yang lebih mendekati 1 dibandingkan *K-Means* 0,528 menggunakan *Silhouette Index* [13]. Menurut penelitian Putri Elfa, Farida Arinie, dan Lis Diana yang berjudul “*Clustering Data Remunerasi Dosen Untuk Penilaian Kinerja Menggunakan Fuzzy c-Means*”, sistem yang dibuat menggunakan FCM sebagai metode klasifikasi dapat mengelompokkan data dengan 7 atribut dan diperoleh 3 *cluster*. Sistem juga dapat mengelompokkan data berdasarkan kriteria tertentu saja [15].

Penelitian sebelumnya menggunakan metode FCM untuk melakukan *clustering* dan terbukti memiliki hasil validasi yang baik, serta dapat memberikan rekomendasi. Sehingga penelitian ini menggunakan metode FCM dalam melakukan *clustering*. Perbedaan penelitian ini dengan penelitian sebelumnya adalah penelitian ini memiliki fokus pada optimalisasi penyaluran bantuan UMKM khususnya di Kabupaten Sleman dengan membagi UMKM menjadi 3 kelompok prioritas dalam mendapatkan bantuan. Data yang digunakan adalah data UMKM Kabupaten Sleman tahun 2020, serta menggunakan atribut aset, omset, dan jumlah pekerja yang dimiliki UMKM sebagai parameter *clustering*. Kontribusi penelitian ini adalah dapat menentukan prioritas UMKM dalam mendapatkan bantuan sehingga pemerintah khususnya Pemerintah Daerah Kabupaten Sleman dapat menjadikan penelitian ini sebagai referensi untuk optimalisasi penyaluran bantuan UMKM dalam rangka mempercepat pertumbuhan perekonomian.

2. Metode Penelitian

Metodologi penelitian yang digunakan sebagai berikut: perencanaan, studi literatur, pengumpulan data, *preprocessing* data, *processing* data, uji validitas, dan interpretasi [10].



Gambar 1. Metode Penelitian

2.1. Perencanaan

Tahap perencanaan melakukan identifikasi permasalahan yaitu menurunnya pertumbuhan ekonomi di Indonesia akibat dampak dari pandemi dan penyaluran bantuan kepada UMKM yang kurang tepat sasaran. Sehingga dilakukan *clustering* data UMKM menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means*.

2.2. Studi Literatur

Tahap studi literatur Mencari referensi dari penelitian terdahulu yang berhubungan dengan pokok bahasan dan artikel ilmiah yang berhubungan dengan teori *Clustering*, teori *Fuzzy C-Means*, dan *Partition Coefficient*.

Clustering adalah proses membagi objek data dalam beberapa partisi yang disebut *cluster*. Objek data yang ada didalam *cluster* mirip satu sama lain, dan berbeda dengan objek data yang ada di *cluster* yang lain. *Clustering* sangat berguna dalam menemukan dan mengelompokkan sekumpulan objek data yang memiliki sifat mirip satu sama lain [8]. *Fuzzy C-Means* termasuk kedalam *Partitional Clustering* yaitu membagi objek kedalam beberapa *cluster*. Setiap *cluster* memiliki titik pusat *cluster* (*centroid*) yang tujuannya meminimumkan jarak dari objek data ke pusat *cluster* masing-masing [8].

Fuzzy C-Means (FCM) merupakan pengembangan dari *K-Means* dengan menggabungkan prinsip *Fuzzy* dengan metode *K-Means*. FCM memungkinkan data dapat menjadi anggota dari semua *cluster* yang terbentuk dengan derajat atau tingkat keanggotaan, hal ini lah yang membedakan FCM dengan *K-Means*. Dalam konsep *Fuzzy*, keanggotaan sebuah objek atau data tidak diberikan tegas dengan nilai 1 (menjadi anggota) atau 0 (tidak menjadi anggota), akan tetapi dengan nilai derajat keanggotaan antara 0 hingga 1. Semakin besar nilai keanggotaan sebuah data, semakin tinggi derajat keanggotaannya dan sebaliknya semakin kecil nilai keanggotaan data, semakin rendah derajat keanggotaannya [12]. Penempatan posisi data pada *cluster* ditentukan oleh perbaikan penentuan pusat *cluster* awal dan derajat keanggotaannya secara berulang [11]. Tahapan dari algoritma FCM adalah sebagai berikut: [8][10][11]

Melakukan input data yang akan di *cluster* X, berupa matriks berukuran $n \times m$ (n = jumlah sampel data; m = atribut setiap data). X_{ij} = data sampel ke- i ($i = 1, 2, 3 \dots n$), atribut ke- j ($j = 1, 2, 3 \dots m$).

Menentukan Jumlah *Cluster* (c) *cluster* yang akan di bentuk. Pangkat (w) atau pembobot. Maksimum Iterasi (MaxIter) batas pengulangan. *Error* terkecil (ξ) batasan nilai pengulangan berakhir setelah mendapatkan nilai *error* yang diharapkan. Fungsi Objektif Awal ($P_0 = 0$) fungsi yang akan dioptimumkan. Iterasi Awal ($t = 1$) sifat tertentu dari algoritma suatu urutan atau langkah algoritmik dilakukan secara berulang akan dimulai.

Membangkitkan bilangan random μ_{ik} , $i = 1,2,3...n$; $k=1,2,3...c$; sebagai elemen-elemen matriks partisi awal μ_{ik} , μ_{ik} merupakan derajat keanggotaan yang merujuk pada seberapa besar kemungkinan suatu data bisa menjadi anggota ke dalam suatu *cluster*.

$$Q_i = \sum_{k=1}^c \mu_{ik}, j = 1,2,3...m \quad (1)$$

Q_i jumlah setiap kolom dari nilai random sebuah matrik, Hitung:

$$\mu_{ik} = \frac{\mu_{ik}}{Q_i} \quad (2)$$

Menghitung pusat *cluster* ke- k : V_{kj} , dengan $k = 1,2,3...c$; dan $j = 1,2,3...m$. X_{ij} adalah data dan μ_{ik} derajat keanggotaan.

$$V_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^n ((\mu_{ik})^w * X_{ij})}{\sum_{i=1}^n (\mu_{ik})^w} \quad (3)$$

Menghitung fungsi objektif pada iterasi ke- t . t merupakan iterasi yang dihitung, iterasi akan berulang sesuai ketentuan iterasi yang sedang berjalan.

$$Pt = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c ([\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2] (\mu_{ik})^w) \quad (4)$$

Pt adalah fungsi objektif, X_{ij} adalah data, V_{kj} titik pusat *cluster*, μ_{ik} derajat keanggotaan data pada setiap *cluster*.

Menghitung perubahan matriks partisi:

$$\mu_{ik} = \frac{[\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2]^{-1/(w-1)}}{\sum_{k=1}^c [\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2]^{-1/(w-1)}} \quad (5)$$

$$i = 1,2,3...n; k = 1,2,3...c$$

X_{ij} adalah data, V_{kj} titik pusat *cluster*, μ_{ik} derajat keanggotaan data pada setiap *cluster*, w adalah pembobot.

Melakukan cek kondisi berhenti, Jika ($|P_t - P_{t-1}| < \xi$) atau ($t > \text{MaxIter}$) maka berhenti. Jika tidak, $t = t + 1$, ulangi langkah menghitung pusat *cluster* ke- k : V_{kj} .

R telah memiliki *package* khusus untuk *clustering* menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means*, sehingga secara otomatis R akan memproses data yang telah dipersiapkan.

Partition Coefficient Index (PCI) adalah salah satu metode untuk menguji validitas dengan mengukur jumlah *overlapping* antar kelompok. Rumus dari *partition coefficient* adalah sebagai berikut [10]

$$PC(c) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^2 \quad (6)$$

N merupakan jumlah data, c merupakan jumlah *cluster*, dan μ_{ik} derajat keanggotaan. Index ini mempunyai rentang 0 sampai 1 dengan jumlah kelompok yang optimal dengan nilai PC yang mendekati 1 [10].

2.3. Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data yang digunakan adalah data sekunder. Data didapatkan dari *website* Dinas Koperasi

dan UKM Kabupaten Sleman, Rekap Data UMKM Tahun 2020. Jumlah data adalah 52.671 UMKM dari 17 kecamatan yang ada di Kabupaten Sleman seperti pada Tabel 1.

Tabel 1. Rekap Data UMKM Tahun 2020

ID	Kec.	L	W	Aset	Omset	Klasif.
36669	Berbah	1	1	5000000	51000000	Mikro
36684	Berbah	1	1	5000000	51000000	Mikro
48528	Berbah	1	1	50000000	76000000	Mikro
48531	Berbah	1	1	20000000	67000000	Mikro
48663	Berbah	1	1	5000000	51000000	Mikro
...
56140	Turi	0	1	4000000	3000000	Mikro

2.4. Preprocessing Data

Tahap *Preprocessing Data* melakukan pembersihan data dengan menyeleksi data UMKM sesuai kebutuhan dengan menghilangkan data *noise*, mengisi data dengan rata-rata, dan menyederhanakan bentuk data. *Preprocessing data* yang dilakukan seperti berikut:

Menyortir UMKM yang hanya berjenis mikro. Menghilangkan data yang memiliki nilai omset dan aset null atau 0. Mengisi atau mengganti data omset null atau 0 dengan rata-rata nilai omset sesuai dari nilai aset yang dimiliki masing-masing. Mengisi data aset null yang memiliki nilai omset tidak null dan lebih dari 0 dengan 0. Menjumlahkan tenaga kerja pria dan wanita. Menyortir data umkm mikro yang memiliki nilai omset maksimal Rp. 300.000.000,00 sesuai dengan Undang-Undang yang berlaku. Menyortir data umkm mikro yang memiliki nilai aset maksimal Rp. 50.000.000,00 sesuai dengan Undang-Undang yang berlaku. Mengubah nilai omset dan aset menjadi bentuk yang lebih sederhana dengan membagi nilai omset dan aset dengan 1.000.000.

Jumlah data setelah dilakukan pembersihan adalah 35.956 UMKM dari 17 kecamatan yang ada di Kabupaten Sleman. Bentuk data setelah melalui tahap *preprocessing data* seperti pada tabel 2.

Tabel 2. Tabel Data UMKM Sleman Bersih

ID	Kecamatan	Aset	Omset	Pekerja
36669	Berbah	5	51	2
36684	Berbah	5	51	2
48528	Berbah	50	76	2
48531	Berbah	20	67	2
48663	Berbah	5	51	2
...
56140	Turi	4	3	1

2.5. Processing Data

Processing Data adalah tahapan memproses data menggunakan *tools R*. Tahapan-tahapan algoritma *Fuzzy C-Means* secara otomatis akan dieksekusi oleh R , menggunakan *package* dan fungsi yang mendukung *clustering* data dengan algoritma *Fuzzy C-Means*.

2.6. Uji Validitas

Hasil *clustering* yang terbentuk perlu dilakukan uji validitas untuk mengetahui kualitas *cluster* yang sudah

terbentuk. Uji validitas menggunakan *partition coefficient*

3. Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini melakukan *clustering* data UMKM Kabupaten Sleman skala mikro menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means*. Data yang dianalisa adalah data omset, aset dan jumlah pekerja yang dimiliki oleh UMKM di Kabupaten Sleman pada tahun 2020. Jumlah *cluster* yang dibentuk adalah 3 *cluster*, ketiga *cluster* tersebut akan mengelompokkan tingkat prioritas UMKM dalam mendapat bantuan dari pemerintah menjadi prioritas tinggi, prioritas sedang, dan prioritas rendah.

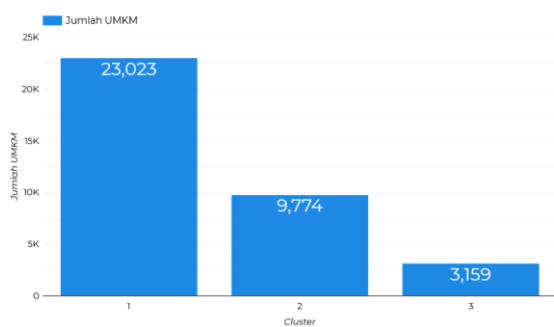
3.1. Hasil

Berdasarkan pengolahan data menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means* dengan *tools R* didapatkan hasil seperti Tabel 3.

Tabel 3. Tabel Data UMKM Sleman Setelah di Klaterisasi

ID	Kecamatan	Aset	Omset	Pekerja	Cluster
36669	Berbah	5	51	2	2
36684	Berbah	5	51	2	2
48528	Berbah	50	76	2	2
48531	Berbah	20	67	2	2
48663	Berbah	5	51	2	2
...
56140	Turi	4	3	1	1

Data UMKM dikelompokkan menjadi tiga *cluster*. *Cluster 1* terdapat 23.023 UMKM, *Cluster 2* terdapat 9.774 UMKM, dan *Cluster 3* terdapat 3.159 UMKM seperti pada Gambar 2.



Gambar 2. Hasil *Clustering* UMKM Kelompok Usaha Mikro di Kabupaten Sleman

Jumlah UMKM setiap *cluster* per Kecamatan di Kabupaten Sleman terdapat pada Tabel 5.

Tabel 5. Tabel Jumlah UMKM setiap Cluster per Kecamatan

Kecamatan	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3
Berbah	1556	561	87
Cangkringan	1067	339	58
Depok	1564	427	102
Gamping	1763	395	155
Godean	775	641	117
Kalasan	1499	1236	611
Minggir	1972	153	28
Mlati	1181	645	238
Moyudan	1573	421	157
Ngaglik	1489	1254	448

Kecamatan	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3
Ngemplak	1914	586	161
Pakem	1166	208	91
Prambanan	848	380	86
Seyegan	859	483	98
Sleman	1090	750	311
Tempel	1681	1142	290
Turi	1026	153	121

Setiap data UMKM memiliki nilai keanggotaan dari 0 hingga 1, nilai keanggotaan data UMKM pada setiap *cluster* dapat dilihat pada Table 6, sedangkan titik pusat *cluster* terdapat pada Tabel 7. Diantara ketiga nilai keanggotaan yang dimiliki UMKM, nilai yang paling besar yang menentukan letak UMKM dalam *cluster* dan menjadi anggota *cluster*.

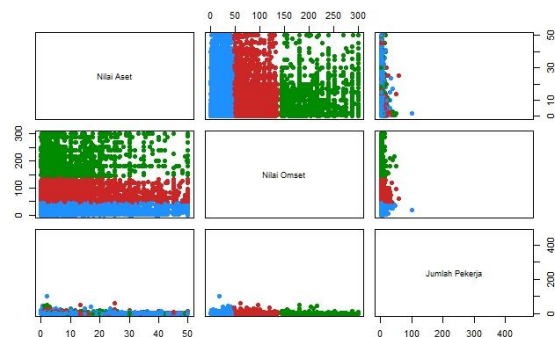
Tabel 6. Nilai Keanggotaan

ID	Cluster1	Cluster2	Cluster3
36669	0,364337	0,615272	0,02039
36684	0,364337	0,615272	0,02039
48528	0,001921	0,997636	0,000443
48531	0,04772	0,945315	0,006964
48663	0,364337	0,615272	0,02039
...
56140	0,971899	0,024583	0,003519

Tabel 7. Titik Pusat Cluster

Cluster	\bar{X}_{i1} (Aset)	\bar{X}_{i2} (Omset)	\bar{X}_{i3} (Pekerja)
1	5,926107	14,96502	1,736675
2	7,599368	77,86390	1,921928
3	10,327216	202,19620	2,162095

Korelasi parameter omset, aset dan jumlah pekerja yang dimiliki setiap *cluster* dapat dilihat pada Gambar 3.

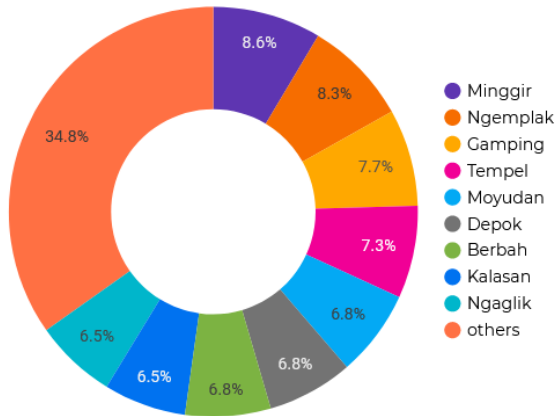


Gambar 3. Korelasi Parameter Omset, Aset, dan Jumlah Pekerja

Parameter omset memiliki pengaruh yang paling kuat dalam membagi data UMKM kedalam beberapa *cluster*. Sehingga UMKM dalam *cluster* yang sama, memiliki sifat yang mirip satu sama lain pada nilai omset-nya.

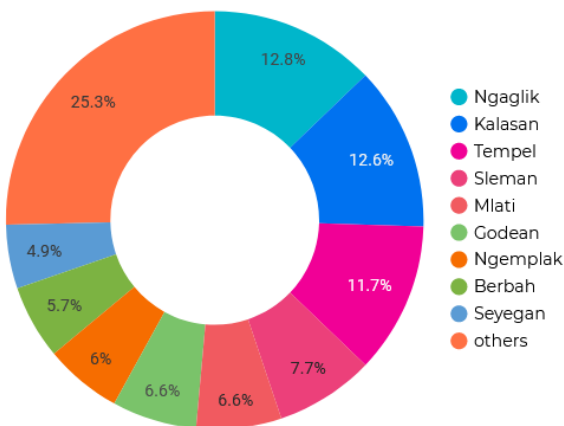
Melihat data yang menjadi anggota *cluster 1*, memiliki karakteristik rata-rata nilai omset 15,93 dan memiliki jangkauan nilai omset antara 0,009 hingga 46 angka tersebut yang paling rendah dibandingkan *Cluster 2* dan *Cluster 3*. Sehingga *Cluster 1* menjadi prioritas yang paling tinggi dalam penyaluran bantuan dari Pemerintah Kabupaten Sleman. UMKM yang paling banyak terdapat di *Cluster 1* berasal dari Kecamatan Minggir, diikuti Ngemplak, Gamping, Tempel, dan Moyudan.

Presentase UMKM setiap kecamatan pada *Cluster 1* terdapat pada Gambar 4.



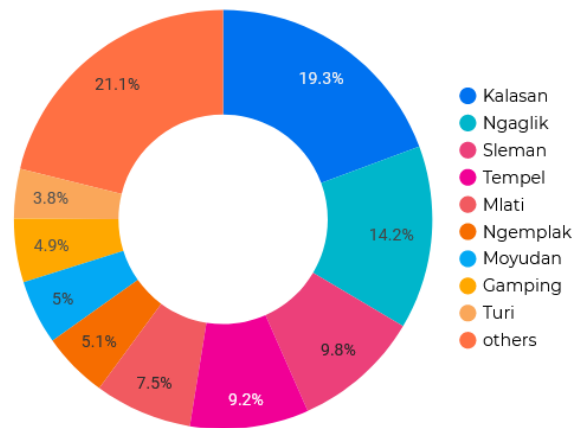
Gambar 4. Presentase Persebaran Data UMKM setiap Kecamatan pada *Cluster 1*

Melihat data yang menjadi anggota *cluster 2* memiliki karakteristik rata-rata nilai omset 78 dan memiliki jangkauan nilai omset antara 46 sampai 140 angka tersebut diantara *Cluster 1* dan *Cluster 3*. Sehingga dalam penyaluran dana bantuan, *Cluster 2* menjadi prioritas sedang bagi Pemerintah Kabupaten Sleman. UMKM yang paling banyak terdapat di *cluster* ini berasal dari Kecamatan Ngaglik, diikuti Kalasan, Tempel, Sleman, dan Mlati. Presentase UMKM setiap kecamatan pada *Cluster 2* terdapat pada Gambar 5.



Gambar 5. Presentase Persebaran Data UMKM setiap Kecamatan pada *Cluster 2*

Melihat data yang menjadi anggota *cluster 3* memiliki karakteristik rata-rata nilai omset 198,33 dan memiliki jangkauan nilai omset antara 140 hingga 300 angka tersebut paling tinggi dari ketiga *cluster* yang terbentuk. Sehingga *Cluster 3* menjadi prioritas rendah bagi Pemerintah Kabupaten Sleman dalam menyalurkan bantuan. UMKM yang paling banyak terdapat di *cluster* ini berasal dari Kecamatan Kalasan, diikuti Ngaglik, Sleman, Tempel, dan Mlati. Presentase UMKM setiap kecamatan pada *Cluster 3* terdapat pada Gambar 6.



Gambar 6. Presentase Persebaran Data UMKM setiap Kecamatan pada *Cluster 3*

Menguji validitas dari hasil algoritma *Fuzzy C-Means*, menggunakan uji validitas *Partition Coefficient Index* (PCI). *R* memiliki fungsi untuk menjalankan perhitungan uji validitas menggunakan PCI, diperoleh hasil uji validitas menggunakan PCI, diperoleh hasil uji validitas 0,826. Hasil ini baik karena dalam PCI, hasil uji validitas semakin mendekati angka 1 semakin baik hasilnya.

3.2. Pembahasan

Berikut pembahasan tahapan algoritma FCM yang menggunakan keseluruhan data yaitu 35.956 data.

Pertama menentukan Matriks X_{ij} berukuran $n \times m$ ($n = 35.956$; $m = 3$) n adalah jumlah sampel data, m adalah jumlah atribut.

Tabel 8. Sampel Data

ID	X_{i1}	X_{i2}	X_{i3}
36669	5	51	2
36684	5	51	2
48528	50	76	2
48531	20	67	2
48663	5	51	2
...
56140	4	3	1

Kedua menentukan: Jumlah *Cluster* (c) = 3. Pangkat (w) = 2. Maksimum Iterasi (MaxIter) = 100. *Error* terkecil (ξ) = $1e-09$. Fungsi Objektif Awal (P_0) = 0. Iterasi Awal (t) = 1.

Ketiga menentukan bilangan random μ_{ik} seperti pada Tabel 9 dan menghitung bilangan random μ_{ik}^w seperti pada Tabel 10. Bilangan random jika dijumlahkan harus menghasilkan nilai 1, $\mu_{i1} + \mu_{i2} + \mu_{i3} = 1$

Tabel 9. Uik

ID	μ_{i1}	μ_{i2}	μ_{i3}
36669	0,35	0,63	0,02
36684	0,35	0,63	0,02
48528	0,23	0,70	0,07
48531	0,08	0,90	0,02
48663	0,35	0,63	0,02
...
56140	0,96	0,03	0,01

Tabel 10. Uik pangkat 2

ID	μ_{ik1}^2	μ_{ik2}^2	μ_{ik3}^2
36669	0,1225	0,3969	0,0004
36684	0,1225	0,3969	0,0004
48528	0,0529	0,49	0,0049
48531	0,0064	0,81	0,0004
48663	0,1225	0,3969	0,0004
...
56140	0,9216	0,0009	0,0001

Tabel 13. Hasil Perkalian $(\mu_{ik3})^2$ dengan Atribut

ID	X_{i1}	X_{i2}	X_{i3}
36669	0,002	0,0204	0,0008
36684	0,002	0,0204	0,0008
48528	0,245	0,3724	0,0098
48531	0,008	0,0268	0,0008
48663	0,002	0,0204	0,0008
...
56140	0,0004	0,0003	0,0001

Menghitung $\sum_{i=1}^n (\mu_{ik})^2$ digunakan untuk menghitung pusat cluster.

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n (\mu_{ik1})^2 &= 20001,8477 \\ \sum_{i=1}^n (\mu_{ik2})^2 &= 7105,746 \\ \sum_{i=1}^n (\mu_{ik3})^2 &= 2289,753 \end{aligned}$$

Keempat menghitung pusat cluster ke-k: V_{kj} .

$$V_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^n ((\mu_{ik})^w * X_{ij})}{\sum_{i=1}^n (\mu_{ik})^w}$$

Menghitung $((\mu_{ik1})^w * X_{ij})$ untuk semua sampel data. Menghitung untuk ID 36669 pada μ_{ik1} yang memiliki hasil seperti pada Tabel 11.

$$\begin{aligned} ((\mu_{ik1})^2 * X_{i1}) &= 0,1225 * 5 = 0,6125 \\ ((\mu_{ik1})^2 * X_{i2}) &= 0,1225 * 51 = 6,2475 \\ ((\mu_{ik1})^2 * X_{i3}) &= 0,1225 * 2 = 0,245 \end{aligned}$$

Tabel 11. Hasil Perkalian $(\mu_{ik1})^2$ dengan Atribut

ID	X_{i1}	X_{i2}	X_{i3}
36669	0,6125	6,2475	0,245
36684	0,6125	6,2475	0,245
48528	2,645	4,0204	0,1058
48531	0,128	0,4288	0,0128
48663	0,6125	6,2475	0,245
...
56140	3,6864	2,7648	0,9216

Menghitung untuk ID 36669 pada μ_{ik2} yang memiliki hasil seperti pada Tabel 12.

$$\begin{aligned} ((\mu_{ik2})^2 * X_{i1}) &= 0,3969 * 5 = 1,9845 \\ ((\mu_{ik2})^2 * X_{i2}) &= 0,3969 * 51 = 20,2419 \\ ((\mu_{ik2})^2 * X_{i3}) &= 0,3969 * 2 = 0,7938 \end{aligned}$$

Tabel 12. Hasil Perkalian $(\mu_{ik2})^2$ dengan Atribut

ID	X_{i1}	X_{i2}	X_{i3}
36669	1,9845	20,2419	0,7938
36684	1,9845	20,2419	0,7938
48528	24,5	37,24	0,98
48531	16,2	54,27	1,62
48663	1,9845	20,2419	0,7938
...
56140	0,0036	0,0027	0,0009

Menghitung untuk ID 36669 pada μ_{ik3} yang memiliki hasil seperti pada Tabel 13.

$$\begin{aligned} ((\mu_{ik3})^2 * X_{i1}) &= 0,0004 * 5 = 0,002 \\ ((\mu_{ik3})^2 * X_{i2}) &= 0,0004 * 51 = 0,0204 \\ ((\mu_{ik3})^2 * X_{i3}) &= 0,0004 * 2 = 0,0008 \end{aligned}$$

Setelah selesai menghitung $((\mu_{ik})^w * X_{ij})$ untuk semua sampel data, menghitung masing-masing

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n ((\mu_{ik})^w * X_{ij}), \text{ sehingga didapat:} \\ \sum_{i=1}^n ((\mu_{ik1})^2 * X_{i1}) &= 119013 \\ \sum_{i=1}^n ((\mu_{ik1})^2 * X_{i2}) &= 300435,7 \\ \sum_{i=1}^n ((\mu_{ik1})^2 * X_{i3}) &= 34756,75 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n ((\mu_{ik2})^2 * X_{i1}) &= 54052,01 \\ \sum_{i=1}^n ((\mu_{ik2})^2 * X_{i2}) &= 553284,5 \\ \sum_{i=1}^n ((\mu_{ik2})^2 * X_{i3}) &= 13661,97 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n ((\mu_{ik3})^2 * X_{i1}) &= 23647,11 \\ \sum_{i=1}^n ((\mu_{ik3})^2 * X_{i2}) &= 462454,5 \\ \sum_{i=1}^n ((\mu_{ik3})^2 * X_{i3}) &= 4952,831 \end{aligned}$$

Menghitung titik pusat cluster untuk cluster 1 pada setiap atribut

$$\frac{\sum_{i=1}^n ((\mu_{ik1})^2 * X_{i1})}{\sum_{i=1}^n (\mu_{ik1})^2} = 119013 / 20001,8477 = 5,950102$$

$$\frac{\sum_{i=1}^n ((\mu_{ik1})^2 * X_{i2})}{\sum_{i=1}^n (\mu_{ik1})^2} = 300435,7 / 7105,746 = 15,0204$$

$$\frac{\sum_{i=1}^n ((\mu_{ik1})^2 * X_{i3})}{\sum_{i=1}^n (\mu_{ik1})^2} = 34756,75 / 2289,753 = 1,737677$$

Setelah menghitung titik pusat semua cluster pada setiap atribut, didapat titik pusat cluster untuk iterasi pertama seperti pada Tabel 14.

Tabel 14. Pusat Cluster Iterasi-1

Cluster	X_{i1} (Aset)	X_{i2} (Omset)	X_{i3} (Pekerja)
Vk1	5,950102	15,0204	1,737677
Vk2	7,606803	77,86438	1,922665
Vk3	10,32736	201,967	2,163042

Kelima, menghitung fungsi objektif

$$Pt = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c \left(\sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2 \right) (\mu_{ik})^w$$

Menghitung untuk ID 36669 di cluster 1 yang memiliki hasil seperti pada Tabel 15.

$$\begin{aligned} (X_{i1} - V_{k1})^2 &= (5 - 5,950102)^2 = 0,902695 \\ (X_{i2} - V_{k1})^2 &= (51 - 15,0204)^2 = 1294,532 \\ (X_{i3} - V_{k1})^2 &= (2 - 1,737677)^2 = 0,068813 \\ \sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{k1})^2 &= 0,902695 + 1294,532 + 0,068813 \\ &= 1295,503 \end{aligned}$$

Tabel 15. Hasil perhitungan $(X_i - V_{kj})^2$ pada Cluster 1

ID	Xi1	Xi2	Xi3	Total
36669	0,902695	1294,532	0,068813	1295,503
36684	0,902695	1294,532	0,068813	1295,503
48528	1940,393	3718,512	0,068813	5658,974
48531	197,3996	2701,879	0,068813	2899,348
48663	0,902695	1294,532	0,068813	1295,503
...
56140	3,8029	144,4899	0,544167	148,837

Menghitung untuk ID 36669 di cluster 2 yang memiliki hasil seperti pada Tabel 16.

$$\begin{aligned} (Xi1 - Vk2)^2 &= (5 - 7,606803)^2 = 6,795423 \\ (Xi2 - Vk2)^2 &= (51 - 77,86438)^2 = 721,6949 \\ (Xi3 - Vk2)^2 &= (2 - 2,163042)^2 = 0,005981 \\ \sum_{j=1}^m (Xij - Vk2)^2 &= 6,795423 + 721,6949 + 0,005981 \\ &= 728,4963 \end{aligned}$$

Tabel 16. Hasil perhitungan $(X_i - V_{kj})^2$ pada Cluster 2

ID	Xi1	Xi2	Xi3	Total
36669	6,795423	721,6949	0,005981	728,4963
36684	6,795423	721,6949	0,005981	728,4963
48528	1797,183	3,475912	0,005981	1800,665
48531	153,5913	118,0347	0,005981	271,6321
48663	6,795423	721,6949	0,005981	728,4963
...
56140	13,00903	5604,675	0,85131	5618,536

Menghitung untuk ID 36669 di cluster 3 yang memiliki hasil seperti pada Tabel 17.

$$\begin{aligned} (Xi1 - Vk3)^2 &= (5 - 10,32736)^2 = 28,3808 \\ (Xi2 - Vk3)^2 &= (51 - 201,967)^2 = 22791,03 \\ (Xi3 - Vk3)^2 &= (2 - 2,146962)^2 = 0,026583 \\ \sum_{j=1}^m (Xij - Vk3)^2 &= 28,3808 + 22791,03 \\ &+ 0,026583 = 22819,44 \end{aligned}$$

Tabel 17. Hasil perhitungan $(X_i - V_{kj})^2$ pada Cluster 3

ID	Xi1	Xi2	Xi3	Total
36669	28,3808	22791,03	0,026583	22819,44
36684	28,3808	22791,03	0,026583	22819,44
48528	1573,918	15867,68	0,026583	17441,63
48531	93,5599	18216,09	0,026583	18309,68
48663	28,3808	22791,03	0,026583	22819,44
...
56140	40,03553	39587,86	1,352666	39629,25

Setelah menghitung $\sum_{j=1}^m (Xij - V_{kj})^2$ pada semua data untuk cluster 1, cluster 2, dan cluster 3, selanjutnya menghitung $\sum_{k=1}^c ([\sum_{j=1}^m (Xij - V_{kj})^2] (\mu_{ik})^w)$

Menghitung untuk ID 36669 yang memiliki hasil seperti pada Tabel 18.

$$\begin{aligned} 1295,503 * 0,1225 &= 158,6992 \\ 728,4963 * 0,3969 &= 289,1402 \\ 22819,44 * 0,0004 &= 9,127776 \\ \sum_{k=1}^c ([\sum_{j=1}^m (Xij - V_{kj})^2] (\mu_{ik})^w) &= 158,6992 + \\ &289,1402 + 9,127776 = 456,9671 \end{aligned}$$

Tabel 18. Hasil perhitungan total $C_i * (\mu_{ik})^2$

ID	C1*(μ_{ik1}) ²	C2*(μ_{ik2}) ²	C3*(μ_{ik3}) ²	Total
36669	158,6992	289,1402	9,127776	456,9671
36684	158,6992	289,1402	9,127776	456,9671

48528	299,3597	882,3259	85,46398	1267,15
48531	18,55582	220,022	7,32387	245,9017
48663	158,6992	289,1402	9,127776	456,9671
...
56140	137,1682	5,056682	3,962925	146,1878

Setelah menghitung $\sum_{k=1}^c ([\sum_{j=1}^m (Xij - V_{kj})^2] (\mu_{ik})^w)$ pada semua data, selanjutnya menghitung $\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c ([\sum_{j=1}^m (Xij - V_{kj})^2] (\mu_{ik})^w)$ sehingga didapat hasil untuk fungsi objektif iterasi pertama adalah 14262456,950844.

Keenam melakukan cek kondisi berhenti, Jika fungsi objektif $P_t - P_{t-1}$ lebih kecil sama dengan error terkecil atau iterasi sudah mencapai maksimal iterasi yang ditentukan maka berhenti. Jika tidak, dilanjutkan iterasi berikutnya dengan menentukan kembali pusat cluster menggunakan μ_{ik} baru.

$$\text{Menentukan } \mu_{ik} \text{ baru} = \frac{[\sum_{j=1}^m (Xij - V_{kj})^2]^{-1/(w-1)}}{\sum_{k=1}^c [\sum_{j=1}^m (Xij - V_{kj})^2]^{-1/(w-1)}}$$

Menghitung μ_{ik} baru untuk ID 36669 yang memiliki hasil seperti pada Tabel 19.
 $(1295,503)^{-1} + (728,4963)^{-1} + (22819,44)^{-1} = 0,000772 + 0,001373 + 4,38E-05 = 0,002188$

Tabel 19. Perhitungan μ_{ik} baru

ID	Xi1	Xi2	Xi3	Total
36669	0,000772	0,001373	4,38E-05	0,002188
36684	0,000772	0,001373	4,38E-05	0,002188
48528	0,000177	0,000555	5,73E-05	0,000789
48531	0,000345	0,003681	5,46E-05	0,004081
48663	0,000772	0,001373	4,38E-05	0,002188
...
56140	0,006719	0,000178	2,52E-05	0,006922

Menentukan μ_{ik} untuk ID 36669 yang memiliki hasil seperti pada Tabel 20.

$$\begin{aligned} C1 &= 0,000772/0,002188 = 0,35 \\ C2 &= 0,001373/0,002188 = 0,63 \\ C3 &= 0,0000438/0,002188 = 0,02 \end{aligned}$$

Tabel 20. Keanggotaan μ_{ik} baru

ID	C1	C2	C3
36669	0,3527216	0,6272537	0,0200247
36684	0,3527216	0,6272537	0,0200247
48528	0,2238556	0,7035140	0,0726304
48531	0,0845155	0,9021015	0,0133831
48663	0,3527216	0,6272537	0,0200247
...
56140	0,9706419	0,0257126	0,0036455

Proses clustering menggunakan FCM didapatkan pada iterasi ke-83 dengan fungsi objektif 14221130,646368 dan nilai keanggotaan yang dimiliki setiap data seperti pada Tabel 6. Iterasi berhenti ke-83 karena P_{83} dan P_{82} memiliki hasil yang sama sehingga hasil $P_{83} - P_{82} = 0$ lebih kecil dari error terkecil yang sudah ditentukan.

Menguji validitas menggunakan Partition Coefficient Index (PCI). μ_{ik}^w pada Tabel 10 semua di jumlah sehingga menghasilkan 29697,186. Menghitung PCI

dengan N adalah jumlah data, $PC(c) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^2$

$1/35956*29697,186 = 0,825931345724683$

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa membagi data UMKM kedalam 3 cluster prioritas sudah tepat, dengan hasil uji validitas yang diperoleh 0,826. Cluster 1 menjadi prioritas yang tinggi untuk penyaluran bantuan, Cluster 2 prioritas sedang, dan Cluster 3 menjadi prioritas yang rendah. Pemerintah daerah juga dapat memetakan kecamatan yang menjadi prioritas penyaluran bantuan berdasarkan banyaknya UMKM pada setiap cluster, khususnya yang berada di Cluster 1. Seperti kecamatan Minggir, Ngemplak, dan Gamping.

Adapun saran untuk penelitian selanjutnya, peneliti dapat membuat sebuah sistem untuk clustering data UMKM guna mempermudah pemerintah dalam menentukan prioritas. Tidak hanya dalam hal penyaluran bantuan, tetapi juga dalam hal mengembangkan potensi UMKM.

Daftar Pustaka

- [1] Badan Pusat Statistik, "Pertumbuhan Ekonomi Indonesia Triwulan II-2020," *Www.Bps.Go.Id*, no. 64/08/Th. XXIII, pp. 1–12, 2020, [Online]. Available: <https://www.bps.go.id/pressrelease/2020/08/05/1737/-ekonomi-indonesia-triwulan-ii-2020-turun-5-32-persen.html>.
- [2] A. K. Pakpahan, "Covid-19 dan Implikasi Bagi Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah," *J. Ilm. Hub. Int. Ed. Khusus*, no. April, pp. 59–64, 2020, [Online]. Available: <http://journal.unpar.ac.id/index.php/JurnalIlmiahHubunganInternasional/article/view/3870/2903>.
- [3] S. Aliyani Firdaus, I. Fadilah Ilham, L. Putri Aqidah, S. Aliyani Firdaus, S. Agung Dwi Astuti, and I. Buchori, "Strategi UMKM untuk Meningkatkan Perekonomian selama Pandemi Covid-19 pada saat New Normal," *OECONOMICUS J. Econ.*, vol. 5, no. 1, pp. 46–62, 2020, doi: 10.15642/oje.2020.5.1.46-62.
- [4] L. Marlinah, "Peluang dan Tantangan UMKM Dalam Upaya Memperkuat Perekonomian Nasional Tahun 2020 Ditengah Pandemi Covid 19," *J. Ekon.*, vol. 22, no. 2, pp. 118–124, 2020.
- [5] "Kemenperin: IKM Terdampak Covid-19 Diusulkan Dapat Pinjaman Lunak dan Ikut Program Prakerja." <https://www.kemenperin.go.id/artikel/21700/IKM-Terdampak-Covid-19-Diusulkan-Dapat-Pinjaman-Lunak-dan-Ikut-Program-Prakerja> (accessed Sep. 28, 2020).
- [6] "Menaker Ida: Bantuan Subsidi Upah Lengkapi Program Pemerintah yang Lain: Berita: Kementerian Ketenagakerjaan RI." <https://kemnaker.go.id/news/detail/menaker-ida-bantuan-subsidi-upah-lengkapi-program-pemerintah-yang-lain> (accessed Sep. 28, 2020).
- [7] "Kementerian Koperasi dan Usaha Kecil dan Menengah - www.depkop.go.id." <http://www.depkop.go.id/read/kemenkopukm-upayakan-bantuan-untuk-usaha-mikro-tepat-sasaran-melalui-akurasi-data> (accessed Sep. 28, 2020).
- [8] M. H. J. and P. Jian and Kamber, "Data Mining Techniques, Third Edition," p. 847, 2011.
- [9] A. K. Dubey, U. Gupta, and S. Jain, "Comparative study of K-means and fuzzy C-means algorithms on the breast cancer data," *Int. J. Adv. Sci. Eng. Inf. Technol.*, vol. 8, no. 1, pp. 18–29, 2018, doi: 10.18517/ijaseit.8.1.3490.
- [10] R. Rustiyan and M. Mustakim, "Penerapan Algoritma Fuzzy C Means untuk Analisis Permasalahan Simpanan Wajib Anggota Koperasi," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 2, p. 171, 2018, doi: 10.25126/jtiik.201852605.
- [11] B. A. Dermawan and T. Djatna, "Optimasi Fuzzy C-Means Clustering Untuk Data Besar dengan Pemrograman R," *UNSIKA Syntax J. Inform.*, vol. 5, no. 2, pp. 128–134, 2016, doi: 10.35706/syji.v5i2.706.
- [12] R. Syarif, M. T. Furqon, and S. Adinugroho, "Perbandingan Algoritme K-Means Dengan Algoritme Fuzzy C Means (FCM) Dalam Clustering Moda Transportasi Berbasis GPS," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput. Univ. Brawijaya*, vol. 2, no. 10, pp. 4107–4115, 2018, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/2852>.
- [13] N. Agustina and P. Prihandoko, "Perbandingan Algoritma K-Means dengan Fuzzy C-Means Untuk Clustering Tingkat Kedisiplinan Kinerja Karyawan (Studi Kasus: Sekolah Tinggi Teknologi Bandung)," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 2, no. 3, pp. 621–626, 2018, doi: 10.29207/resti.v2i3.492.
- [14] P. R. N. Saputra and A. Chusyairi, "Perbandingan Metode Clustering dalam Pengelompokan Data Puskesmas," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 4, no. 6, pp. 1077–1084, 2020.
- [15] P. E. Mas'udia, F. Arinie, and L. D. Mustafa, "Clustering Data Remunerasi Dosen Untuk Penilaian Kinerja Menggunakan Fuzzy c-Means," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 2, no. 1, pp. 288–294, 2018, doi: 10.29207/resti.v2i1.97.
- [16] N. Puspitasari, R. Rosmasari, and S. Stefanie, "Penentuan Prioritas Perbaikan Jalan Menggunakan Fuzzy C-Means : Studi Kasus Perbaikan Jalan Di Kota Samarinda," *J. Teknol. dan Sist. Komput.*, vol. 5, no. 1, p. 7, 2017, doi: 10.14710/jtsiskom.5.1.2017.7-14.
- [17] J. Liu and C. Wu, "Company financial path analysis using fuzzy c-means and its application in financial failure prediction," *J. Bus. Econ. Manag.*, vol. 19, no. 1, pp. 213–234, 2018, doi: 10.3846/16111699.2017.1415959.
- [18] M. Premasundari and C. Yamini, "a Violent Crime Analysis Using Fuzzy C-Means Clustering Approach," *Ictact J. Soft Comput.*, vol. 09, no. April, pp. 2229–6956, 2019, doi: 10.21917/ijsc.2019.0270.
- [19] F. K. Siti Monalisa, Achmad Harpin Asrori, "Sistem Rekomendasi Produk Menggunakan Model RFM , AHP dan Ranked," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 3, no. 2, pp. 100–105, 2019.
- [20] R. Shugara, E. Ernawati, and D. Andreswari, "Implementasi Algoritma Fuzzy C - Means Clustering Dan Simple Additive Weighting Dalam Pemberian Bantuan Program Peningkatan Kualitas Kawasan Permukiman," *Pseudocode*, vol. 3, no. 2, pp. 91–97, 2016, doi: 10.33369/pseudocode.3.2.91-97.
- [21] G. M. Susanto, S. Kosasi, D. David, G. Gat, and S. M. Kuway, "Sistem Referensi Pemilihan Smartphone Android Dengan Metode Fuzzy C-Means dan TOPSIS," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 4, no. 6, pp. 1092–1101, 2020, doi: 10.29207/resti.v4i6.2584.
- [22] K. V. Rajkumar, A. Yesubabu, and K. Subrahmanyam, "Fuzzy clustering and Fuzzy C-Means partition cluster analysis and validation studies on a subset of CiteScore dataset," *Int. J. Electr. Comput. Eng.*, vol. 9, no. 4, pp. 2760–2770, 2019, doi: 10.11591/ijece.v9i4.pp2760-2770.