

# Pengelompokkan Perilaku Pembelian Konsumen Batik pada UMKM Menggunakan *Fuzzy Clustering*

I Dewa made Widia<sup>1</sup>, Sovia Rosalin<sup>2</sup>, Salman Ratih Asriningtias<sup>3</sup>, Elta Sonalita<sup>4\*</sup>

<sup>1,2,3</sup> Program Pendidikan Vokasi Universitas Brawijaya

JL. Veteran No. 12-13 Malang, Jawa Timur, Indonesia

<sup>4</sup> Jurusan Teknik Elektro Universitas Merdeka Malang

Jalan Terusan Raya Dieng 62-64 Malang, Jawa Timur, Indonesia

<sup>1</sup>dewa\_vokasi@ub.ac.id (penulis korespondensi), <sup>2</sup>soviavokasi@ub.ac.id, <sup>3</sup>salnanrath@gmail.com,

<sup>4\*</sup>elta.sonalitha@unmer.ac.id

*Abstrak*— Usaha Mikro Kecil Menengah (UMKM) adalah usaha yang dimiliki dan dikelola oleh seseorang atau sekelompok kecil orang dengan jumlah modal atau kekayaan serta pendapatan tertentu. Salah satu produk unggulan dari UMKM adalah batik, karena Batik merupakan salah satu warisan bangsa Indonesia yang unik. Kondisi klasik yang selalu dimiliki UMKM batik adalah terbatasnya jumlah modal yang menuntut UMKM harus memiliki strategi dalam pengelolaan modal, yaitu mampu mengoptimalkan modal dalam proses perencanaan produksi. Salah satu faktor yang mempengaruhi proses produksi adalah jumlah permintaan dari konsumen. Tingginya daya saing, menuntut UMKM untuk melihat lebih jeli peluang yang ada yaitu dengan cara melihat perilaku konsumen yang menjadi sasaran pasarnya. Oleh sebab itu perlu dilakukan analisis atau pemetaan perilaku pembelian konsumen batik pada UMKM. Pemetaan ini bertujuan untuk mengelompokkan konsumen yang memiliki perilaku yang sama. Pemetaan atau pengelompokkan dilakukan menggunakan Fuzzy Clustering. Hasil penelitian di dapatkan Fuzzy Clustering mampu mengelompokkan perilaku konsumen batik pada UMKM.

*Kata kunci*— Batik, *Customes Buying Behaviour*, *Fuzzy Clustering*, MSMEs.

*Abstract*— Micro, Small and Medium Enterprises (MSMEs) are businesses owned and managed by a person or a small group of people with a certain amount of capital or wealth and income. One of the superior products of UMKM is batik, because batik is one of the unique Indonesian heritage. The classic condition that batik UMKM always has is the limited amount of capital that requires MSMEs to have a strategy in capital management, namely being able to optimize capital in the production planning process. One of the factors that influence the production process is the amount of demand from consumers. The high competitiveness demands MSMEs to look more closely at the opportunities that exist, by looking at the behavior of consumers who are the target market. Therefore it is necessary to analyze or map the buying behavior of batik consumers at MSMEs. This mapping aims to group consumers who have the same behavior. Mapping or grouping is done using Fuzzy Clustering. The results of the research in Fuzzy Clustering are able to classify the behavior of batik consumers in MSMEs.

*Keywords*— Batik, *Customes Buying Behaviour*, *Fuzzy Clustering*, MSMEs.

## I. PENDAHULUAN

Usaha Mikro Kecil Menengah (UMKM) adalah usaha yang dimiliki dan dikelola oleh seseorang atau sekelompok kecil orang dengan jumlah modal atau kekayaan serta pendapatan tertentu. Kota Solo merupakan kota yang memiliki banyak jumlah industri kecil menengah atau UMKM dengan jumlah produksi terbesar pada jenis UMKM Batik [1]. Batik merupakan warisan budaya bangsa hal ini dibuktikan dengan penetapan batik sebagai warisan budaya milik Indonesia oleh *United Nations Educational Scientific and Cultural Organizations* (UNESCO), pada tanggal 2 Oktober 2009. Mengingat batik merupakan salah satu produk unggulan UMKM dan pentingnya peran UMKM dalam meningkatkan perekonomian bangsa [2], maka UMKM batik perlu untuk didukung dan dikembangkan.

Kondisi klasik yang dimiliki oleh UMKM batik adalah terbatasnya jumlah modal [3]. UMKM dituntut harus memiliki strategi dalam pengelolaan modal, yaitu mampu mengoptimalkan modal dalam perencanaan proses produksi [4]. Salah satu faktor yang mempengaruhi perencanaan proses produksi adalah jumlah permintaan dari konsumen [5]. Tingginya daya saing, menuntut UMKM untuk melihat lebih jeli peluang yang ada yaitu dengan cara melihat perilaku pembelian konsumen yang menjadi sasaran pasarannya [6]. Oleh

sebab itu perlu dilakukan analisis pengelompokan atau pemetaan perilaku konsumen pada UMKM batik.

Salah satu faktor yang mempengaruhi perilaku pembelian konsumen adalah faktor personal [7] dan sejarah transaksi pembelian [8]. Faktor personal meliputi usia, jenis kelamin, pendidikan, pekerjaan dan pendapatan. Faktor transaksi meliputi rata-rata harga yang dibeli, rata-rata jumlah transaksi yang dilakukan selama satu bulan, rata-rata total belanja dalam satu bulan, jenis hari ketika pembelian dan pertimbangan pembelian. Analisis pemetaan konsumen dilakukan dengan proses pengelompokan pelanggan yang memiliki perilaku yang sama. Untuk memudahkan proses pengelompokan ini maka menggunakan teknik clustering, karena pada prinsipnya clustering adalah mengelompokkan data secara otomatis, yaitu hanya melihat dari kesamaan karakteristik tanpa perlu melihat label atau kriteria kelompoknya [9]. sehingga data konsumen akan dikelompokkan sesuai kesamaan karakteristik perilaku pembelian.

Banyak metode yang bisa digunakan dalam Teknik clustering diantaranya *K-means clustering* [10][11] dan *fuzzy clustering* [12][13]. Dari kedua metode tersebut *fuzzy clustering* bekerja lebih baik dibanding *K-Means Clustering* [14][15]. Oleh sebab itu dalam penelitian ini untuk proses pengelompokan perilaku pembelian konsumen menggunakan metode *Fuzzy Clustering*.

## II. METODE

### A. Data

Data yang digunakan pada penelitian ini diperoleh dengan cara wawancara langsung ke UMKM batik dan memberikan kuisioner kepada customer yang ada di UMKM batik tepatnya berlokasi di Beteng Trace Center Solo. Data yang diperoleh adalah 120 responden. Data berupa data personal konsumen dan riwayat transaksi konsumen selama melakukan pembelian batik.

### B. Faktor Perilaku Pembelian Konsumen

Pada penelitian ini akan dibahas dua faktor perilaku pembelian konsumen yaitu faktor personal dan faktor riwayat transaksi pembelian. Beberapa faktor personal diantaranya adalah usia, jenis kelamin, pendidikan, pekerjaan dan pendapatan. Sedangkan faktor riwayat transaksi pembelian diantaranya adalah rata-rata harga yang dibeli, rata-rata jumlah transaksi yang dilakukan selama satu bulan, rata-rata total belanja dalam satu bulan, jenis hari ketika pembelian dan pertimbangan pembelian.

Detail data perilaku pembelian konsumen untuk faktor personal dapat dilihat pada Tabel I. Detail detail data perilaku konsumen untuk faktor transaksi dapat dilihat pada Tabel II. Dalam teknik clustering data yang diolah harus dalam bentuk angka atau numerik, sehingga perlu dilakukan konversi data text menjadi data numerik yang dapat dilihat juga pada kolom konversi untuk masing-masing data pada Tabel I dan Tabel II.

TABEL I  
DATA PERSONAL KONSUMEN

Parameter	Data Personal	Konversi	Jumlah
Usia	< 20	1	13
	20-30	2	23
	31-40	3	53
	41-50	4	27
	>50	5	4
Jenis Kelamin	Laki-laki	1	37
	Perempuan	2	83
Pendidikan	SMA	1	27
	D1/D2/D3/D4	2	7
	S1	3	57
	S2	4	25
	S3	5	4
	PNS	1	42

Parameter	Data Personal	Konversi	Jumlah
Pekerjaan	SWASTA	2	26
	BUMN	3	21
	Wiraswata	4	16
	Pelajar/Mahasiswa	5	15
Pendapatan	< 1.000.000	1	18
	1.000.000 - 3.000.000	2	22
	3.000.000 - 5.000.000	3	25
	5.000.000 - 10.000.000	4	40
	>10.000.000	5	15

TABEL II  
DATA TRANSAKSI KONSUMEN

Parameter	Data Transaksi	Konversi	Jumlah
Harga	< 200.000	1	14
Pembelian	200.000 - 500.000	2	80
	500.000 - 1.000.000	3	17
	> 1.000.000	4	9
Jumlah	< 3	1	96
Transaksi	3-5	2	16
	> 5	3	8
Total Belanja	< 500.000	1	89
	500.000 - 1.000.000	2	21
Jenis Hari	>1.000.000	3	10
	Libur Nasional	1	46
	Weekday	2	16
	Weekend	3	58
Pertimbangan	Selera	1	33
	Pembelian	2	23
Pembelian	Tren	2	23
	Kualitas	3	27
	Harga	4	13
	Produk Terbaru	5	24

### C. Implementasi Fuzzy Clustering dalam Pengelompokan Peilaku Pembelian Konsumen

Langkah pertama dalam proses pengeompokkan data konsumen menggunakan metode *fuzzy clustering* adalah melakukan normalisasi data. Hal ini dilakukan untuk menyamakan nilai rentang data untuk masing-masing parameter atau karakteristik. Metode normalisasi yang digunakan adalah *min-max normalization*, yang dapat dilihat pada persamaan (1) [16].

$$x_{ni} = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (1)$$

Langkah berikutnya adalah proses *fuzzy clustering* dengan tahapan sebagai berikut [17]. Menentukan jumlah *cluster*. Dalam menentukan jumlah minimal memiliki nilai 2 *cluster* dengan jumlah maksimal *cluster* dapat diperoleh berdasarkan persamaan  $\leq \sqrt{n}$  [18]. Diketahui data *customer* berjumlah 120 maka Maka  $max\ cluster = \sqrt{120} = 11$ .

- Menentukan parameter pada *fuzzy clustering* diantaranya *weighting exponent* ( $m = 2$ ), Iterasi maksimum ( $I = 1000$ ), *error* terkecil yang diharapkan ( $\epsilon = 0,00001$ ), Fungsi objektif awal ( $P_0 = 0$ ), Iterasi awal ( $t = 1$ ).
- Membangkitkan bilangan acak ( $\mu_{ik}$ ) 0-1 (matrik partisi U) sejumlah  $n \times m$  dimana  $n$  adalah jumlah data dan  $m$  adalah jumlah kluster.
- Menentukan derajat keanggotaan untuk tiap-tiap data dan atribut (matrik partisi U). Menghitung jumlah setiap kolom sesuai persamaan (2)

$$Q_i = \sum_{k=1}^c \mu_{ik} \quad (2)$$

Menghitung derajat keanggotaan tiap-tiap kluster sesuai persamaan (3).

$$\mu_{ik} = \frac{\mu_{ik}}{Q_i} \quad (3)$$

Dimana i adalah data ke-i dan c menunjukkan jumlah kluster.

- Menghitung pusat kluster sesuai persamaan (4).

$$V_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^n ((\mu_{ik})^m \times x_{ij})}{\sum_{i=1}^n (\mu_{ik})^m} \quad (4)$$

Dimana n adalah jumlah data, i adalah data ke-i, k adalah kluster ke-k, j adalah atribut ke-j dan m adalah *weighting exponent*.

- Menghitung fungsi objektif pada iterasi ke-t, sesuai persamaan (5).

$$P_t = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c ([\sum_{j=1}^d (x_{ij} - v_{kj})^2] (\mu_{ik})^m) \quad (5)$$

Dimana n adalah jumlah data, c adalah jumlah kluster, d adalah jumlah atribut,  $x_{ij}$  adalah data ke-i atribut ke-j,  $v_{kj}$  adalah pusat kluster ke k atribut ke j,  $\mu_{ik}$  adalah bobot data ke-i kluster ke-k, dan m adalah *weighting exponent*.

- Menghitung perubahan matrik partisi sesuai persamaan (6).

$$\mu_{ik} = \frac{[\sum_{j=1}^d (x_{ij} - v_{kj})^2]^{-\frac{1}{m-1}}}{\sum_{k=1}^c [\sum_{j=1}^d (x_{ij} - v_{kj})^2]^{-\frac{1}{m-1}}} \quad (6)$$

- Cek kondisi berhenti, jika  $(|P_t - P(t-1)| < \varepsilon)$  atau  $I > MaxIter$  maka berhenti. Jika tidak maka  $t = t + 1$  ulangi langkah ke 4.

Untuk mengetahui apakah hasil cluster satu dengan kluster lain memiliki anggota dengan karakteristik yang jauh berbeda atau apakah hasil dalam satu kluster yang sama memiliki anggota dengan kemiripan karakteristik dapat diukur dengan menggunakan *cluster variance* [19]. Persamaan untuk menghitung *cluster variance* dapat dilihat pada persamaan (7).

$$v_c^2 = \frac{1}{n_c - 1} \sum_{i=1}^n (d_i - \bar{d}_i)^2 \quad (7)$$

Dimana  $v_c^2$  adalah *variance* pada *cluster* c, c memiliki nilai 1-k, k adalah jumlah *cluster*,  $n_c$  adalah jumlah data pada *cluster* c,  $d_i$  adalah data ke i pada suatu *cluster*,  $\bar{d}_i$  adalah rata-rata dari data pada suatu *cluster*. Terdapat dua jenis *cluster variance* yaitu *Variance within cluster* (Vw) dan *Variance between cluster* (Vb).

*Variance within cluster* digunakan untuk melihat hasil variansi penyebaran data yang ada dalam sebuah *cluster*. Semakin kecil nilai Vw maka semakin bagus *clusternya*. Persamaan untuk menghitung Vw dapat dilihat pada persamaan (8).

$$v_w = \frac{1}{N - k} \sum_{i=1}^k (n_i - 1) v_i^2 \quad (8)$$

Dimana, N adalah jumlah semua data, k adalah jumlah *cluster* dan  $n_i$  adalah jumlah data anggota dalam *cluster* i. *Variance between cluster* digunakan untuk melihat hasil variansi penyebaran data antar *cluster*. Semakin besar nilai Vb maka semakin bagus *clusternya*. Persamaan untuk menghitung Vb dapat dilihat pada persamaan (9).

$$v_b = \frac{1}{k-1} \sum_{i=1}^k n_i (d_{ij} - d)^2 \quad (9)$$

Dimana,  $k$  adalah jumlah *cluster*,  $d_{ij}$  adalah data ke  $j$  pada suatu *cluster* ke  $i$  dan  $d$  adalah rata-rata dari  $d_i$ . Untuk melihat varian semua *cluster* maka dapat diukur dengan persamaan (10).

$$V = \frac{v_w}{v_b} \quad (10)$$

Jika nilai  $V$  semakin kecil maka nilai *cluster* semakin baik.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Untuk mendapatkan hasil *cluster* atau pengelompokan yang baik maka penentuan jumlah *cluster* harus ditentukan dengan tepat. Untuk menentukan jumlah *cluster* dilakukan proses *clustering* dengan menggunakan jumlah *cluster* dengan nilai antara 2 sampai 11. Hasil *error* yang diperoleh untuk jumlah *cluster* yang berbeda dapat dilihat pada Tabel III.

TABEL III  
HASIL CLUSTERING

Nama Proses	Jumlah Cluster	Jumlah Iterasi	Error
Proses 1	2	7	0.0000055787
Proses 2	3	1000	0.0065008661
Proses 3	4	258	0.0000056795
Proses 4	5	409	0.0000007417
Proses 5	6	1000	0.0586656140
Proses 6	7	1000	0.0820497459
Proses 7	8	1000	0.0837654441
Proses 8	9	141	0.0000098235
Proses 9	10	1000	0.0143874842
Proses 10	11	1000	0.0134521846

Berdasarkan Tabel III, nilai *error* terkecil adalah pada saat jumlah *clusternya* adalah 2 dengan nilai *error* 0.0000055787. Proses *clustering* pada jumlah 2 *cluster* berhenti dikarenakan sudah mencapai nilai *ereor* yang diharapkan yaitu pada iterasi ke-7 Iterasi, sehingga jumlah *cluster* terbaik adalah 2 *cluster*. Hasil pengelompokkan menggunakan metode *fuzzy clustering* untuk 2 *cluster* yang dapat dilihat pada Tabel IV.

TABEL IV  
HASIL CLUSTERING

NAMA CLUSTER	JUMLAH DATA
Cluster 1	59
Cluster 2	61

Karakteristik personal yang diperoleh dari hasil *clustering* dari masing-masing kelompok atau *cluster* dapat dilihat pada Tabel V.

TABEL V  
KARAKTERISTIK PERSONAL KELOMPOK / CLUSTER

NAMA CLUSTER	KARAKTERISTIK	KETERANGAN
Cluster 1	Usia	31-40
	Jenis kelamin	Laki-laki
	Pendidikan	S1
	Pekerjaan	Swasta

NAMA <i>CLUSTER</i>	KARAKTERISTIK	KETERANGAN
Cluster 2	Pendapatan	3.000.000 - 5.000.000
	Usia	31-40
	Jenis Kelamin	Perempuan
	Pendidikan	S1
	Pekerjaan	PNS
	Pendapatan	3.000.000 - 5.000.000

Karakteristik riwayat transaksi konsumen yang diperoleh dari hasil *clustering* dari masing-masing kelompok atau *cluster* dapat dilihat pada Tabel VI.

TABEL VI  
KARAKTERISTIK TRANSAKSI KELOMPOK / *CLUSTER*

NAMA <i>CLUSTER</i>	KARAKTERISTIK	KETERANGAN
Cluster 1	Harga	200.000 – 500.000
	Jumlah Transaksi	< 3
	Total Belanja	< 500.000
	Hari	Weekend
	Pertimbangan	Selera
Cluster 2	Harga	2.00.000 – 500.000
	Jumlah Transaksi	< 3
	Total Belanja	500.000 – 1.000.000
	Hari	Libur Nasional
	Pertimbangan	Kualitas

Untuk membuktikan bahwa hasil *clustering* memiliki hasil yang baik, yaitu dalam satu *cluster* terdiri dari anggota yang memiliki karakteristik yang hampir sama dan anggota antar *cluster* memiliki karakteristik yang berbeda, maka dilakukan uji validitas menggunakan *cluster variance*. Hasil pengujian *cluster variance* untuk jumlah *cluster* berbeda dapat dilihat pada Tabel VII.

TABEL VII  
HASIL VALIDITAS *CLUSTER*

Nama Proses	Vw	Vb	V
Proses 1	0.491525424	7040.068213	0.00006982
Proses 2	2.769230769	3511.056268	0.00078872
Proses 3	4.103448276	1312.597887	0.00312620
Proses 4	2.47826087	938.9937073	0.00263927
Proses 5	14.42105263	1495.441904	0.00964334
Proses 6	5.824561404	636.5914749	0.00914961
Proses 7	19.53982301	749.1169988	0.02608381
Proses 8	15.67256637	597.4860201	0.02623085
Proses 9	17.0625	423.5920479	0.04028050
Proses 10	21.95454545	250.5801777	0.08761485

*Cluster* dikatakan bagus jika memiliki nilai *variance within cluster* (Vw) dan *variance* (SV) kecil dan memiliki *variance between cluster* (Vb) besar. Berdasarkan Tabel VII untuk Proses 1 dengan jumlah 2 *cluster* memiliki nilai Vc dan V terkecil dan nilai Vb terbesar. Hal ini menunjukkan bahwa hasil *cluster* terbaik adalah *cluster* untuk proses 1.

#### IV. KESIMPULAN

1. Berdasarkan hasil proses *clustering*, jumlah *cluster* terbaik adalah 2 *cluster* dengan nilai *error* 0.0000055787 dan berhenti pada iterasi ke-7. Data konsumen dikelompokkan ke dalam dua *cluster* yang berbeda.
2. Hasil pengelompokkan memiliki nilai yang akurat karena memiliki nilai karena berdasarkan hasil uji validitas *clustering*, hasil *cluster* memiliki nilai *variance within cluster* dan *variance* terkecil dan *variance between cluster* terbesar.
3. Perlu adanya pengembangan metode pada *fuzzy clustering* khususnya dalam menentukan pusat *cluster* sehingga tidak perlu dilakukan pengujian satu persatu dalam rentang tertentu untuk menentukan jumlah *cluster* yang optimal. Hal ini sangat kurang efisien karena

memakan waktu yang lama. Selain itu penentuan iterasi maksimum yang kurang tepat akan memberikan hasil yang kurang bagus karena memungkinkan proses clustering berhenti ketika kondisi belum konvergen atau belum mencapai *error* yang diharapkan, maka akan lebih baik jika kondisi berhenti untuk iterasi proses clustering diutamakan mencapai *error* minimum atau mengalami konvergen terlebih dahulu.

#### REFERENSI

- [1] D. Soebagiyo and M. Wahyudi, "Analisis Kompetensi Produk Unggulan Daerah Pada Batik Tulis Dan Cap Solo Di Dati Ii Kota Surakarta," *J. Ekon. Pembang. Kaji. Masal. Ekon. dan Pembang.*, vol. 9, no. 2, p. 184, 2008, doi: 10.23917/jep.v9i2.1026.
- [2] S. N. Sarfiah, H. E. Atmaja, and D. M. Verawati, "UMKM Sebagai Pilar Membangun Ekonomi Bangsa," *J. Ris. Ekon. Pembang.*, vol. 4, no. 2, pp. 41–52, 2019.
- [3] H. Purwadio and P. Wirawan, "Variabel Prioritas Pengembangan Sentra Industri Batik di Kecamatan Sumberjambe, Kabupaten Jember," *J. Tek. ITS*, vol. 5, no. 1, pp. 1–5, 2016, doi: 10.12962/j23373539.v5i1.13789.
- [4] N. G. D. Wirawan and I. G. B. Indrajaya, "Pengaruh Modal Dan Tenaga Kerja Terhadap Produksi dan Pendapatan Pada UKM Pie Susu Di Denpasar," *e-Jurnal EP Unud*, vol. 8, no. 2, pp. 453–485, 2019, [Online]. Available: <https://ojs.unud.ac.id/index.php/eep/article/view/43660>.
- [5] Tundo, R. Akbar, and E. I. Sela, "Analisis Perbandingan Fuzzy Tsukamoto Dan Sugeno Comparison Analysis of Fuzzy Tsukamoto and Sugeno in Determining the Amount of Weaving Fabric Production," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 1, pp. 171–180, 2020, doi: 10.25126/jtiik.202071751.
- [6] A. O. Oke, P. Kamolshotiros, O. Y. Popoola, M. A. Ajagbe, and O. J. Olujobi, "Consumer behavior towards decision making and loyalty to particular brands," *Int. Rev. Manag. Mark.*, vol. 6, no. 4, pp. 43–52, 2016.
- [7] R. N., "Factors affecting consumer buying behavior September 2016," *Int. J. Appl. Res.*, vol. 2, no. 10, pp. 76–80, 2016.
- [8] D. P. Hidayatullah, R. I. Rokhmawati, and A. R. Perdanakusuma, "Analisis Pemetaan Pelanggan Potensial Menggunakan Algoritma K-Means dan LRFM Model Untuk Mendukung Strategi Pengelolaan Pelanggan ( Studi Pada Maninjau Center Kota Malang )," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 8, pp. 2406–2415, 2018.
- [9] Suyanto, *Data Mining untuk Klasifikasi dan Klusterisasi Data*. Yogyakarta: Informatika, 2018.
- [10] Y. Darmi and A. Setiawan, "Penerapan metode clustering k-means dalam pengelompokan penjualan produk," *J. Media Infotama Univ. Muhammadiyah Bengkulu*, vol. 12, no. 2, pp. 148–157, 2016.
- [11] M. A. Efendi, U. M. Sukabumi, and B. K. Khusus, "Pengelompokan Data Pelamar Kerja Menggunakan Algoritma K-Means Clustering pada SMK Negeri 1 Kota Sukabumi," pp. 1–6, 2019.
- [12] S. Redjeki, "Pemodelan Pengelompokan Prestasi Dosen Menggunakan Metode Fuzzy C-Means," *JIKO (Jurnal Inform. dan Komputer)*, vol. 2, no. 2, p. 67, 2017, doi: 10.26798/jiko.2017.v2i2.63.
- [13] W. Sanusi, A. Zaky, and N. Afni, "Analisis Fuzzy C-Means dan Penerapannya Dalam Pengelompokan Kabupaten / Kota di Provinsi Sulawesi Selatan Berdasarkan Faktor- faktor Penyebab Gizi Buruk," *J. Math. Comput. Stat.*, vol. 2, no. 1, pp. 47–54, 2018.
- [14] A. Ramadhan, Mustakim, and Z. Efendi, "Perbandingan K-Means dan Fuzzy C-Means untuk Pengelompokan Data User Knowledge Modeling," *Semin. Nas. Teknol. Informasi, Komun. dan Ind.* 9, pp. 219–226, 2017.
- [15] 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.
- [16] E. F. Oluwatobi Ayodeji Akanbi, Iraj Sadegh Amiri, *A Machine-Learning Approach to Phishing Detection and Defense*. Elsevier Ltd, 2015.
- [17] K. Dewi, *Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung Keputusan*. Yogyakarta: Graha Ilmu, 2010.
- [18] J. Yu and Q. Cheng, "The upper bound of the optimal number of clusters in fuzzy clustering," *Sci. China Ser. Inf. Sci.*, vol. 44, no. 2, pp. 119–125, 2001.
- [19] T. Alfina and B. Santosa, "Analisa Perbandingan Metode Hierarchical Clustering, K-Means dan Gabungan Keduanya dalam Membentuk Cluster Data (Studi Kasus : Problem Kerja Praktek Jurusan Teknik Industri ITS)," *Anal. PerbandinganMetode Hierarchical Clust. K-means dan Gabungan Keduanya dalam Clust. Data*, vol. 1, no. 1, pp. 1–5, 2012.