



Pengelompokan Hasil Survei MBKM Menggunakan K-Mean dan K-Medoids Clustering

Mayadi, Siti Setiawati, Wowon Priatna*

Fakultas Ilmu Komputer, Informatika, Universitas Bhayangkara Jakarta Raya, Bekasi, Indonesia

Email: ¹mayadi@dsn.ubharajaya.ac.id, ²siti.setiawati@dsn.ubharajaya.ac.id, ³*wowon.priatna@dsn.ubharajaya.ac.id

Email Penulis Korespondensi: wowon.priatna@dsn.ubharajaya.ac.id

Abstrak—Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui sejauh mana implementasi MBKM sudah dipahami oleh staff Pendidikan, dosen dan mahasiswa ditingkat Universitas, sehingga penelitian ini akan mengelompokan data hasil survei MBKM menggunakan machine learning. Machine learning adalah bagian dari kecerdasan buatan yang banyak digunakan untuk memecahkan berbagai masalah. Untuk mengelompokan data digunakan model algoritma K-Mean dan K-Medoids clustering untuk rekomendasi implemmentasi MBKM di Universitas Bhayangkara Jakarta Raya. Penelitian ini bertujuan untuk mengelompokan data survei MBKM tingkat program studi terkait dari basis data dan teknik machine learning. Penelitian ini akan melatih machine atau sistem dengan data yang difilter yang dapat memprediksi hasil survei MBKM dikembangkan menggunakan machine learning, ini berfungsi untuk menganalisis mesin yang sesuai algoritma pembelajaran, algoritma yang akan digunakan adalah algoritma K-Mean dan K-Medoids clustering. Hasil penelitian yang didapatkan adalah hasil implementasi MBKM menjadi dua cluster, dimana K-Mean menghasilkan cluster 1 tingkat pemahaman MBKM tinggi dan cluster 2 tingkat pemahaman rendah. Sedangkan K-Medoids menghasilkan cluster 1 tahapan pemahaman Implementasi MBKM rendah dan cluster 2 pemahaman MBKM tinggi. Hasil perbandingan evaluasi klusterisasi antara K-Mean dan K-Medoids didapatkan nilai evaluasi cluster menggunakan Davies Bouldin Index dengan melakukan uji coba dari mulai K=2, K=3, K=4 dan K=5 menunjukkan nilai K-Mean lebih rendah dibandingkan dengan K-Medoids, sehingga K-Mean direkomendasikan sebagai algoritma klustering untuk mengelompokan hasil implementasi survei MBKM di Perguruan Tinggi.

Kata Kunci: MBKM; K-Mean; K-Medoids; Clustering; Machine Learning; Davies Bouldin Index (DBI).

Abstract—In order to categorize data from the findings of the MBKM survey using machine learning, the goal of this research is to determine how well the implementation of MBKM has been comprehended by Education staff, lecturers, and students at the university level. Artificial intelligence, which is frequently employed to address a variety of issues, includes machine learning. K-Mean and K-Medoids clustering algorithm models were used to group the data for suggestions on how to apply MBKM at Bhayangkara Jakarta Raya University. This study uses databases and machine learning approaches to categorize MBKM survey data at the level of the relevant study program. In order to examine the machine in accordance with the learning algorithm, the K-Mean and K-Medoids clustering algorithms will be utilized. This research will train a machine or system using filtered data that can predict the outcomes of the MBKM survey, which was constructed using machine learning. The study's findings come from the application of MBKM into two groups, with cluster 1 showing a high degree of comprehension and cluster 2 showing a low level of understanding, as produced by K-Mean. In the meantime, K-Medoids created cluster 2 for high comprehension of MBKM and cluster 1 for low understanding of MBKM implementation. The results of the comparison evaluation of clustering between K-Mean and K-Medoids obtained cluster evaluation values using the Davies Bouldin Index by conducting trials starting from K=2, K=3, K=4 and K=5 showing lower K-Mean values compared to K-Medoids, so that K-Mean is recommended as a clustering algorithm for grouping the results of the MBKM survey implementation in Higher Education.

Keywords: MBKM; K-Mean; K-Medoids; Clustering; Machine Learning; Davies Bouldin Index (DBI).

1. PENDAHULUAN

Kami mengantisipasi bahwa Kebijakan Merdeka Belajar - Kampus Merdeka akan bertindak sebagai penghambat hambatan ini. Dalam rangka menumbuhkan budaya belajar inovatif, non-geosentris, dan spesifik mahasiswa, Kampus Merdeka berfungsi sebagai pusat pendidikan tinggi yang bersifat terbuka dan fleksibel. Komponen utama dari program ini adalah kemudahan untuk memulai program studi baru, modifikasi sistem untuk menyetujui pendidik jarak jauh, konversi PTN nasional pendidik jarak jauh menjadi lembaga berbasis hukum, dan persyaratan untuk menyelesaikan tiga semester kursus di luar program. Mahasiswa diberikan kebebasan mengambil SKS di luar program studi, tiga semester yang dimaksud berupa 1 semester mengambil mata kuliah di luar program studi dan 2 semester melaksanakan kegiatan pembelajaran di luar perguruan tinggi [1][2].

Untuk mendukung kegiatan kampus merdeka belajar yang diwajibkan oleh Kementerian Pendidikan Kebudayaan maka setiap universitas memerintahkan semua fakultas untuk memfasilitasi MBKM untuk tingkat lintas prodi atau lintas universitas ataupun mengikuti MBKM yang ditawarkan oleh DIKTI [3]. Universitas Bhayangkara Jakarta Raya telah menyelenggarakan MBKM disetiap prodi. Kurikulum juga dibuat untuk mendukung MBKM. Beberapa MBKM dipemerintah yang telah dilaksanakan diantaranya: lintas prodi, pertukaran pelajar, magang, studi independent, wirausaha dan kampus mengajar. Untuk mengetahui sejauh mana implementasi MBKM sudah dipahami oleh staff pendidikan, dosen dan mahasiswa maka dalam penelitian ini akan mengelompokan data hasil survei MBKM menggunakan machine learning. Machine learning adalah bagian dari kecerdasan buatan yang banyak digunakan untuk memecahkan berbagai masalah [4], dapat digunakan untuk berbagai bidang untuk memprediksi [5].



Penelitian Supriyadi pada tahun 2021 menggunakan algoritma K-Mean dan K-Medoids dalam mengelompokkan armada kendaraan menghasilkan tiga kluster dengan nilai evaluasi K-Mean jauh lebih rendah dibandingkan dengan K-Medoids sehingga K-Mean direkomendasikan untuk pengelompokan armada kendaraan [6]. Sedangkan penelitian Wibowo tahun 2021 menggunakan K-Mean dan K-Medoids untuk pengelompokan koridor Busway menghasilkan masing-masing 3 kluster sebelum pandemic covid dan 2 kluster setelah pandemic covid [7]. Beberapa penelitian lain juga menggunakan algoritma clustering dengan K-medoid dan K-Meannya adalah Qomariyah pada tahun 2022 melakukan pengelompokan data mahasiswa[8], Alodia tahun 2021 melakukan pengelompokan provinsi berdasarkan indikator Pendidikan[9], Febriyanti tahun 2022 melakukan pengelompokan kegiatan keluarga berencana [10], Annisa tahun 2020 melakukan prediksi kecacatan perangkat lunak [11] dan Priyatman tahun 2019 melakukan prediksi kelulusan mahasiswa menggunakan K-Mean[12].

Maka tujuan penelitian ini adalah untuk mengelompokkan hasil implemmentasi MBKM di perguruan tinggi menggunakan algoritma K-Mean dan K-Medoids Clustering yang terbukti dari penelitian terdahulu dapat mengelompokkan data.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Metode dalam penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan untuk mendapatkan hasil pengelompokan hasil survei implementasi MBKM diperguruan Tinggi seperti ditunjukkan pada gambar 1.

2.1 Desain Penelitian

Pelaksanaan penelitian ini adalah membuat prediksi untuk pengelompokan sehingga akan mendapatkan rekomendasi terbaik untuk implementasi MBKM berikutnya. Penelitian ini bersumber dari hasil kuisioner yang disebar kepada Dosen, Mahasiswa dan Tenaga Pendidikan yang telah melalui tahap pengolahan data menggunakan Microsoft excel.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.2 Analisis Data

Proses analisis data dimulai dengan pemilihan fitur proses dalam kumpulan data yang didapatkan melalui hasil survei MBKM Universitas Bhayangkara Jakarta Raya yang dilakukan pada tanggal 7 Desember sampai 15 Desember 2021 dengan 400 responden yaitu mahasiswa, dosen dan tenaga kependidikan. Tabel 1 adalah variabel dan definisi operasional yang digunakan dalam penelitian ini.



Tabel 1. Variabel dan Data Operasional

No	Variabel	Definisi Operasional Variabel	No	Variabel	Definisi Operasional Variabel
1	Mengetahui kebijakan MBKM (X ₁)	Implementasi Kebijakan MBKM di universitas	9	Kegiatan MBKM Memberikan Kompetensi tambahan (X ₉)	Mengetahui kegiatan MBKM memengaruhi kompetensi dosen dan mahasiswa
2	Penyetaraan MBKM di Perguruan Tinggi (X ₂)	Mekanisme konversi nilai hasil MBKM	10	Tingkat Manfaat MBKM (X ₁₀)	Sejauh mana manfaat MBKM dalam Institusi perguruan tinggi
3	Informasi Kebijakan MBKM (X ₃)	Informasi kebijakan apakah akademisi sudah mengetahui	11	Implikasi Soft Skill (X ₁₁)	Implikasi MBKM terhadap soft skill
4	Media Informasi untuk kebijakan MBKM (X ₄)	Media informasi yang digunakan untuk sosialisasi MBKM	12	Seberapa Penting MBKM (X ₁₂)	Mengetahui seberapa penting penerapan MBKM
5	Program studi mengadakan Program Seperti MBKM (X ₅)	Sejauh mana program studi sudah melaksanakan MBKM	13	MBKM sesuai capaian lulusan (X ₁₃)	Mengetahui capaian lulusan setelah MBKM di terapkan
6	Persiapan Mengikuti MBKM (X ₆)	Mengetahu persiapan universitas dalam mengikuti program MBKM	14	Memperluas perspektif dan memberikan kompetensi tambahan (X ₁₄)	Seberapa pengaruh MBKM memberikan tambahan kompetensi
7	Panduan MBKM Prodi (X ₇)	Apakah Prodi memiliki pedoman MBKM	15	Dampak Mengikuti Kegiatan pembelajaran diluar kampus (X ₁₅)	Mengetahi dampak MBKM terhadap kegiatan pembelajaran
8	Prosedur Operasional MBKM Prodi (X ₈)	Operasional pelaksanaan MBKM di Program Studi	16	Implikasi MBKM Terhadap Masa Studi (X ₁₆)	Implikasi MBKM Terhadap Masa proses kegiatan belajar mengajar

2.3 Seleksi Data

Pada Tahap ini adalah pemilihan data yang akan diolah dengan menggunakan tahapan KDD (Knowledge Discovery in Database) dari sekumpulan data hasil kuisisioner yang akan dibuatkan ke dalam dataset yang akan disimpan dengan format CSV.

2.4 Pre-processing dan Tranformasi Data

Digunakan untuk mengekstrak, mengubah, menormalkan dan penskalaan fitur baru yang akan digunakan dalam proses algoritma pembelajaran mesin yang akan digunakan. Pre-processing digunakan untuk mengubah data mentah menjadi data berkualitas.

2.4 Analisis Kluster

Analisis kluster adalah satu-satunya masalah yang paling sulit dalam penambangan data, dan setiap masalah dengan teknik pembelajaran tanpa pengawasan ini sangat sulit ketika mencoba memahami struktur dalam kumpulan data yang tidak berlabel[9]. Data mining secara keseluruhan merupakan metode yang digunakan untuk menjamin keakuratan pengetahuan yang terkandung dalam database[13]. Penambangan data adalah proses yang menggunakan alat statistik, matematika, pengelompokan k-means, dan pembelajaran mesin untuk mengumpulkan dan mengidentifikasi informasi yang berguna untuk mendapatkan wawasan cepat dari berbagai basis data besar [14]. Sebaliknya, analisis kluster adalah teknik penambangan data yang digunakan untuk mengelompokkan data menjadi beberapa kelompok sesuai dengan kesamaan yang telah ditentukan.[15].

2.5 Perhitungan K-Mean dan K-Medoids

2.5.1 Perhitungan K-Means Clustering

Salah satu metode clustering yang paling populer adalah algoritma K-Mean Clustering. Ini menghasilkan k poin sebagai centroid awal secara sewenang-wenang, di mana k adalah pengguna yang ditentukan parameter. Setiap titik kemudian ditugaskan ke cluster dengan centroid terdekat [16] [14] [17]. Kemudian centroid dari setiap cluster diperbarui dengan mengambil tema dan titik data dari setiap cluster. Beberapa titik data dapat berpindah dari satu



cluster ke cluster lainnya. Sekali lagi kita hitung centroid baru dan tetapkan titik data ke cluster yang sesuai. Kemudian mengulangi tugas dan perbarui centroid, hingga kriteria konvergensi terpenuhi sampai tidak ada titik yang berpindah cluster, atau setara, sampai centroid tetap sama. Dalam algoritma ini kebanyakan jarak Euclidean Distance digunakan untuk mencari jarak antara titik data dan centroid[6]. Berikut ini adalah rumus perhitungan algoritma K-Mean Clustering yang ditunjukkan persamaan (1) dan (2)[18].

$$V = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (1)$$

Keterangan:

V = Centroid

x_i = Objek ke i

n = jumlah keseluruhan objek menjadi cluster

$$d(X_j, C_j) = \sqrt{\sum_j^n [(X_j, C_j)]} \quad (2)$$

Keterangan:

d= Jarak

j= Jumlah data

c = Centroid

j = data

2.5.2 Perhitungan K-Medoids Clustering

K-Medoids clustering merupakan salah satu metode partisi atau non-hierarchical clustering yang digunakan dalam penelitian ini. Pengelompokan K-medoids, juga dikenal sebagai Partitioning Around Medoids (PAM), adalah varian dari metode K-Means. Ini didasarkan pada penggunaan medoid alih-alih mengamati rata-rata yang dimiliki oleh setiap cluster untuk mengurangi sensitivitas partisi mengenai nilai ekstrem yang ada dalam kumpulan data. K-Medoids clustering hadir untuk mengatasi kelemahan dari K-Means clustering yang sensitif terhadap outlier karena suatu objek dengan nilai yang sangat besar dapat menyimpang secara substansial dari distribusi data[10][19]. K-Medoids Clustering dimulai dengan melakukan normalisasi data sebelum dihitung kedekatan jarak data [7] seperti pada persamaan (3).

$$\text{Normalized}(X) = \frac{X - \text{MinValue}}{\text{MaxValue} - \text{MinValue}} \quad (3)$$

Dimana: X = adalah nilai data, MinValue = nilai terkecil dari data dan MaxValue = nilai terbesar. Berikut tahapan K-Medoids Clustering

- Data dilakukan normalisasi data menggunakan persamaan (3).
- Tentukan jumlah cluster
- Alokasikan setiap data yang terdekat dengan pusat cluster menggunakan Euclidean Distance measure dengan persamaan (4)

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^p (X_{ik} - X_{jk})^2} \quad (4)$$

Dimana d_{ij} adalah jarak antara objek i dan j, X_{ik} adalah nilai objek i didalam variabel k, x_{jk} adalah objek nilai j didalam variable k, dan p adalah jumlah semua variabel yang ada.

- Pilih secara acak objek cluster untuk menentukan medoid yang baru
- Hitung jarak setiap objek untuk setiap kandidat medoid yang baru
- Hitung simpangan total (S) dengan menghitung total jarak baru dikurangi total jarak lama. Jika $S < 0$, maka swap objek dengan data cluster untuk membentuk satu set baru k objek sebagai medoid.
- Ulangi tahapan 3 dan 5 sehingga tidak ada medoid yang berpindah cluster.

2.6 Implementasi Python

Pada tahap ini akan mengkolompokan hasil implementasi MBKM pada tingkat Perguruan Tinggi menggunakan data survei dari Universitas Bhayangkara Jakarta Raya menggunakan model algoritma K-Mean dan K-Medoids yang diimplementasikan dengan Bahasa program Python serta melakukan evaluasi cluster menggunakan metode Davies Bouldin Index (DBI).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Analisis dan Seleksi Data

Pada tahap analisis data ini adalah memilih data, dan yang akan diolah dalam penelitian ini adalah pemilihan fitur proses dalam kumpulan data yang didapatkan dari hasil survei MBKM Universitas Bhayangkara Jakarta Raya yang dilakukan pada tanggal 7 Desember sampai 15 Desember 2021 dengan responden adalah mahasiswa, dosen



dan tenaga kependidikan. Data seleksi ini mempunyai 16 atribut yang didapatkan dari pertanyaan-pertanyaan survey yang dibuat oleh Dikti yang kemudian universitas penerima hibah penelitian akan melakukan survey terhadap dosen, mahasiswa, dan tenaga kependidikan seberapa memahami implementasi MBKM di universitas masing-masing. Tabel 1 adalah data sample berjumlah 14 data yang sudah diinput melalui aplikasi Microsoft Excel.

Tabel 2. Dataset Penelitian

No	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14	X15	X16
1	3	3	3	4	4	3	4	2	3	4	3	3	4	3	4	3
2	2	4	4	4	4	3	4	3	3	2	2	3	3	2	3	4
3	3	3	3	4	3	3	4	2	3	3	3	3	4	2	4	3
4	3	4	4	4	4	3	4	3	3	4	2	3	3	3	3	4
5	3	4	3	4	3	3	4	2	3	4	3	3	4	3	2	3
6	3	3	3	4	4	3	3	2	3	2	3	3	4	3	2	3
7	4	3	4	3	4	3	4	3	3	4	2	3	3	3	3	3
8	3	3	3	4	4	3	3	2	3	3	3	4	4	3	4	3
9	3	4	3	4	4	3	2	3	3	4	2	3	3	3	3	3
10	3	3	3	3	3	3	4	2	3	4	3	3	4	4	4	3
11	3	4	4	4	4	3	4	3	3	4	2	3	3	3	3	3
12	3	3	3	4	4	3	4	2	3	4	3	5	4	3	4	3
13	3	3	4	4	4	3	4	3	3	4	2	3	3	3	3	3
14	3	3	3	4	4	3	4	2	3	4	3	3	4	2	4	3

3.2 Perhitungan Menggunakan aplikasi Microsoft Excel

3.2.1 Klusterisasi Menggunakan K-Mean Clustering

- a. Penentuan nilai k untuk menentukan jumlah kluster. Dalam penelitian ini ditentukan nilai k adalah 3
- b. Menentukan titik centroid (pusat cluster). Titik centroid ditentukan secara acak sebanyak 3 titik sesuai dengan jumlah cluster.
- c. Tabel 3 adalah centroid awal untuk setiap cluster.

Tabel 3. Titik Awal Centroid K-Mean Clustering

No	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14	X15	X16
1	3	4	3	4	3	3	4	2	3	4	3	3	4	3	2	3
2	3	3	3	4	4	3	3	2	3	2	3	3	4	3	2	3
3	4	3	4	3	4	3	4	3	3	4	2	3	3	3	3	3

- d. Tahap selanjutnya adalah menghitung jarak untuk mengetahui object setiap data berada dalam cluster mana. Dibawah ini adalah salah satu contoh perhitungan jarak centroid pertama menggunakan rumus Euclidean Distance pada persamaan (2).

$$d1 = \sqrt{(3-3)^2 + (3-4)^2 + (3-3)^2 + (4-4)^2 + (4-3)^2 + (3-3)^2 + (4-4)^2 + (2-2)^2 + (3-3)^2 + (4-4)^2 + (3-3)^2 + (3-3)^2 + (4-4)^2 + (3-3)^2 + (4-2)^2 + (3-3)^2} = 2.449$$

Perhitungan Jarak objek Centroid kedua:

$$d2 = \sqrt{(3-3)^2 + (3-3)^2 + (3-3)^2 + (4-4)^2 + (4-4)^2 + (3-3)^2 + (4-3)^2 + (2-2)^2 + (3-3)^2 + (4-2)^2 + (3-3)^2 + (3-3)^2 + (4-4)^2 + (3-3)^2 + (4-2)^2 + (3-3)^2} = 3$$

Perhitungan Jarak objek centroid ketiga

$$d3 = \sqrt{(3-4)^2 + (3-3)^2 + (3-4)^2 + (4-3)^2 + (4-4)^2 + (3-3)^2 + (4-4)^2 + (2-2)^2 + (3-3)^2 + (4-4)^2 + (3-2)^2 + (3-3)^2 + (4-3)^2 + (3-3)^2 + (4-3)^2 + (3-3)^2} = 2.44$$

- e. Hasil perhitungan jarak objek dari tahap ke-4 dijadikan acuan untuk menentukan posisi cluster untuk setiap objek data seperti yang ditampilkan pada tabel 4.



Tabel 4. Hasil Sebaran Cluster Untuk Iterasi Pertama K-Mean Clustering

Nama Cluster	Jumlah Anggota
Cluster 1	3
Cluster 2	3
Cluster 3	8

Setelah semua objek sudah masuk cluster maka tahap selanjutnya adalah menghitung rata-rata atribut pada setiap cluster sehingga didapatkan acuan untuk menentukan centroid baru. Untuk iterasi pertama ini ini cluster 1 berjumlah 3 anggota, maka nilai attribut masing-masing anggota di jumlahkan kemudian dibagi dengan jumlah anggota.

$$C11 = (3 + 3 + 3)/3 = 3$$

$$C12 = (4 + 3 + 3)/3 = 3.3$$

$$C13 = (3 + 2 + 3 + 3 + 3 + 3 + 3 + 3)/3 = 2.9$$

Dimana:

C11 adalah attribut pertama pada centroid cluster 1

C12 adalah attribut kedua pada centroid cluster 1

C13 adalah attribut ketiga pada centroid cluster 1

Setelah centroid baru didapatkan, maka tahap selanjutnya diulang dari semua tahapan diatas sehingga tiap anggota tidak ada yang berpindah cluster. Dalam perhitungan K-Mean dalam penelitian ini berhenti pada iterasi 3.

3.2.2 Klusterisasi Menggunakan K-Medoids Clustering

- a. Tahapan klusterisasi dimulai dengan melakukan normalisasi ata menggunakan persamaan (3). Table 5 adalah data yang sudah dilakukan normalisasi data.

Tabel 5. Normalisasi Data

No	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14	X15	X16
1	0.5	-1	-1	0.3	0.3	0.5	0.5	-1	0.5	1.5	0.3	0.5	0.3	0.5	1.5	-1
2	-1	0.3	0.3	0.3	0.3	0.5	0.5	0.3	-1	-1	-1	0.5	-1	-1	0.5	0.3
3	0.5	-1	-1	0.3	-1	-1	0.5	-1	0.5	0.5	0.3	0.5	0.3	-1	1.5	-1
4	0.5	0.3	0.3	0.3	0.3	0.5	0.5	0.3	1.5	1.5	-1	0.5	-1	0.5	0.5	0.3
5	0.5	0.3	-1	0.3	-1	0.5	0.5	-1	0.5	1.5	0.3	0.5	0.3	0.5	-1	-1
6	0.5	-1	-1	0.3	0.3	1.5	-1	-1	0.5	-1	0.3	0.5	0.3	0.5	-1	-1
7	1.5	-1	0.3	-1	0.3	0.5	0.5	0.3	0.5	1.5	-1	0.5	-1	0.5	0.5	-1
8	0.5	-1	-1	0.3	0.3	1.5	-1	-1	0.5	0.5	0.3	1.5	0.3	0.5	1.5	-1
9	0.5	0.3	-1	0.3	0.3	0.5	-2	0.3	0.5	1.5	-1	0.5	-1	0.5	0.5	-1
10	0.5	-1	-1	-1	-1	-1	0.5	-1	0.5	1.5	0.3	0.5	0.3	1.5	1.5	-1
11	0.5	0.3	0.3	0.3	0.3	0.5	0.5	0.3	-1	0.5	-1	0.5	-1	0.5	0.5	-1
12	0.5	-1	-1	0.3	0.3	1.5	0.5	-1	0.5	1.5	0.3	-1	0.3	0.5	1.5	-1
13	0.5	-1	0.3	0.3	0.3	0.5	0.5	0.3	1.5	1.5	-1	0.5	-1	0.5	0.5	-1
14	0.5	-1	-1	0.3	0.3	0.5	0.5	-1	0.5	1.5	0.3	0.5	0.3	-1	1.5	-1

- b. Menentukan nilai k sebesar 3 sama seperti halnya untuk perhitungan K-Mean.
- c. Menentukan medoid atau centroid. Medoid dipilih 3 sejalan dengan jumlah k. table 6 adalah medoid yang dipilih secara acak.

Tabel 6. Pemilihan Medoid Awal

X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14	X15	X16
0.5	-1	-1	0.3	-1	-1	0.5	-1	0.5	0.5	0.3	0.5	0.3	-1	1.5	-1
0.5	-1	-1	0.3	0.3	1.5	-1	-1	0.5	-1	0.3	0.5	0.3	0.5	-1	-1
0.5	0.3	-1	0.3	-1	0.5	0.5	-1	0.5	1.5	0.3	0.5	0.3	0.5	-1	-1

Tahap selanjutnya adalah menentukan jarak data untuk mendapatkan nilai kedekatan menggunakan rumus persamaan (4). Berikut contoh perhitungan data. Perhitungan jarak medoids pertama:

$$d1 = \sqrt{(0.5 - 0.5)^2 + (-1 - (-1))^2 + (-1 - (-1))^2 + (0.3 - 0.3)^2 + (0.3 - (-1))^2 + (0.5 - (-1))^2 + (0.5 - 0.5)^2 + (-1 - (-1))^2 + (0.5 - 0.5)^2 + (1.5 - 0.5)^2 + (0.3 - 0.3)^2 + (0.5 - 0.5)^2 + (0.3 - 0.3)^2 + (0.5 - (-1))^2 + (1.5 - 1.5)^2 + (-1 - (-1))^2} = 2$$

Perhitungan jarak medoids kedua:



d2

$$= \sqrt{(0.5 - 0.5)^2 + (-1 - (-1))^2 + (-1 - (-1))^2 + (0.3 - 0.3)^2 + (0.3 - 0.3)^2 + (0.5 - 1.5)^2 + (0.5 - (-1))^2 + (-1 - (-1))^2 + (0.5 - 0.5)^2 + (1.5 - (-1))^2 + (0.3 - 0.3)^2 + (0.5 - 0.3)^2 + (0.3 - 0.3)^2 + (0.5 - 0.5)^2 + (1.5 - (-1))^2 + (-1 - (-1))^2} = 3.16$$

Perhitungan jarak medoids ketiga:

d3

$$= \sqrt{(0.5 - 0.5)^2 + (-1 - 0.3)^2 + (-1 - (-1))^2 + (0.3 - 0.3)^2 + (0.3 - (-1))^2 + (0.5 - 0.5)^2 + (0.5 - 0.5)^2 + (-1 - (-1))^2 + (0.5 - 0.5)^2 + (1.5 - 1.5)^2 + (0.3 - 0.3)^2 + (0.5 - 0.5)^2 + (0.3 - 0.3)^2 + (0.5 - 0.5)^2 + (1.5 - (-1))^2 + (-1 - (-1))^2} = 2.44$$

- d. Hasil perhitungan jarak dijadikan sebagai acuan untuk untuk menentukan cluster yang terdapat medoidsnya. Tabel 7 adalah hasil iterasi pertama penentuan cluster K-Medoids clustering.

Tabel 7. Hasil Penentuan Cluster Pertama K-Medoids

Nama Cluster	Jumlah Anggota
Cluster 1	5
Cluster 2	2
Cluster 3	7

Setelah semua data masuk kedalam cluster maka akan dihitung simpangan dari datanya, dari setiap iterasi pertama atau iterasi selanjutnya di hitung untuk mendapatkan nilai simpangan nilai terdekat. Berikut contoh perhitungan simpangan.

Jumlah jarak dari iterasi pertama:

$$2+3.46+0+2.8\dots+1.73=29.4$$

Jumlah jarak dari iterasi kedua:

$$2+3.46+2.82+2.23\dots+2.23=27.8$$

Hasil penjumlahan dari iterasi pertama dan kedua adalah:

$$27.8-29.4=-2$$

Hasil persimpangan menunjukan -2 lebih kecil dari nol maka akan dilanjutkan dengan perhitungan ke iterasi berikutnya.

3.3 Implementasi K-Mean clustering dan K-Medoids Menggunakan Python

3.3.1 Pemodelan K-Mean Clustering

Pemodelan K-Means dengan pemrograman Python dengan jumlah data sebanyak 400 responden. Proses pemodelan dilakukan sebanyak 4 kali untuk klasterisasi dengan jumlah cluster mulai 2, 3, 4, dan 5 cluster. Hasil klasterisasi dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil Pemodelan Python Untuk Algoritma K-Mean

Jumlah Cluster	Nama Cluster	Jumlah Anggota
2	1	216
	2	186
3	1	216
	2	141
	3	43
4	1	141
	2	48
	3	43
	4	168
5	1	168
	2	33
	3	108
	4	48
	5	43

3.3.2 Pemodelan K-Medoids Clustering



Pemodelan K-Medoids dengan pemrograman Python dengan jumlah data sebanyak 400 responden. Proses pemodelan dilakukan sebanyak 4 kali untuk klusterisasi dengan jumlah cluster mulai 2, 3, 4, dan 5 cluster. Hasil klusterisasi dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9. Hasil Pemodelan Python Untuk Algoritma K-Medoids

Jumlah Cluster	Nama Cluster	Jumlah Anggota
2	1	168
	2	232
3	1	232
	2	82
	3	86
4	1	144
	2	203
	3	24
	4	29
5	1	22
	2	203
	3	60
	4	86
	5	29

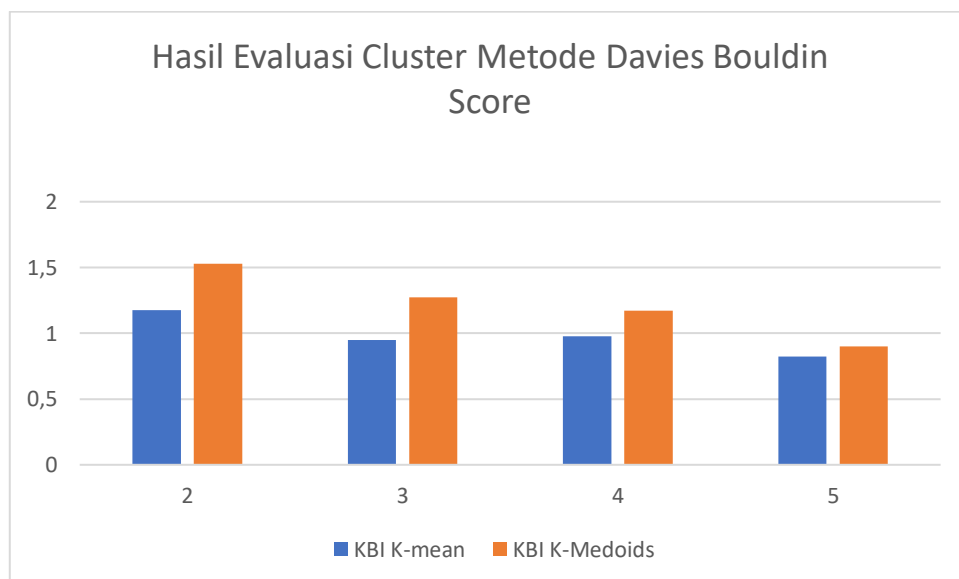
3.3.3 Evaluasi Hasil Cluster

Hasil Cluster dari pemodelan K-Mean dan K-Medoids yang sudah terbentuk maka dilakukan dievaluasi untuk mendapatkan klusterisasi yang optimal menggunakan Davies Bouldin Index (DBI) seperti ditampilkan pada Tabel 10. Hasil table 10 menunjukan jumlah cluster 2 lebih nilainya disbandingkan dengan hasil cluster 3,4 dan 5.

Tabel 10. Hasil Evaluasi Davies Bouldin Index (DBI)

Jumlah Cluster	KBI K-mean	KBI K-Medoids
2	1.176	1.53
3	0.95	1.272
4	0.977	1.17
5	0.823	0.9

Hasil perbandingan evaluasi klusterisasi antara K-Mean dan K-Medoids didapatkan nilai evaluasi cluster menggunakan Davies Bouldin Index (DBI dengan melakukan uji coba dari mulai K=2, K=3, K=4 dan K=5 menunjukan nilai K-Mean jauh lebih rendah dibandingkan dengan yang dihasilkan oleh K-Medoids seperti ditunjukan dengan grafik pada gambar 2. Sehingga Algoritma K-Mean clustering direkomendasikan untuk pengelompokan hasil survei implementasi MBKM.



Gambar 2. Perbandingan Hasil Evaluasi Cluster

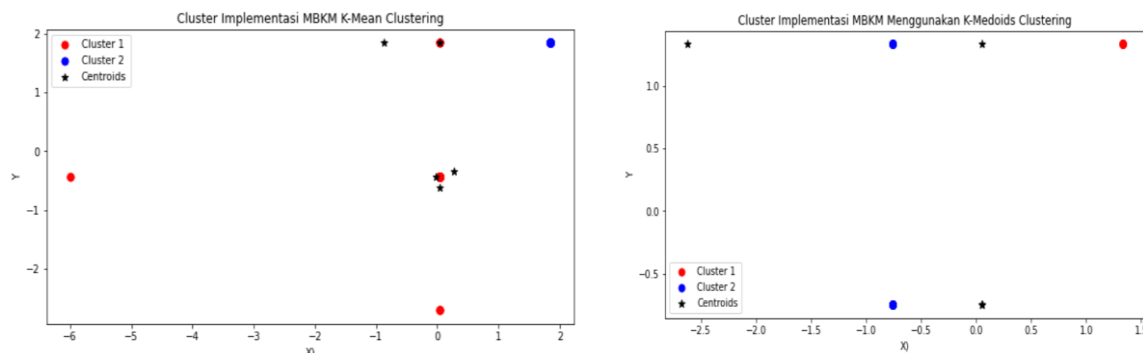
Berdasarkan hasil dari table 10 maka untuk implementasi hasil MBKM pada Universitas Bhayangkara Jakarta Raya menggunakan 2 (dua) cluster. dimana untuk algoritma K-Mean cluster 1 berjumlah 216 anggota dan



kluster 2 berjumlah 186 seperti ditampilkan pada tabel 8. Sedangkan untuk untuk hasil clusterisasi algoritma K-Medoids kluster 1 berjumlah 168 dan kluster 2 berjumlah 232 seperti di tunjukan pada table 9.

3.4 Hasil dan Pembahasan

Hasil penelitian Implementasi MBKM di Universitas Bhayangkara menghasilkan dua cluster sesuai dengan uji cluster menggunakan metode Davies Bouldin Index (DBI), dengan demikian visualisasi untuk algoritma K-Mean dan K-Medoids seperti ditunjukkan pada gambar 3.



Gambar 3. Visualisasi Sebaran Kluster

Seperti hasil klusterisasi pada gambar 3 hasil pengolahan model K-Mean dengan 2 cluster menghasilkan jumlah cluster 1 216 dan cluster terdiri dari 186 dan titik cluster 1 mempunyai jarak terdekat dengan titik centroid maka diambil kesimpulan implementasi MBKM pada Universitas Bhayangkara Jakarta Raya untuk tingkat Pemahaman MBKM sudah tinggi. Sedangkan hasil klusterisasi menggunakan K-Medoids seperti ditunjukkan oleh grafik pada gambar 2 cluster 1 berjumlah 168 dan cluster 2 berjumlah 232 serta titik cluster 1 lebih jauh jarak ke centroid maka diambil kesimpulan penerapan MBKM di Universitas Bhayangkara Jakarta Raya mempunyai pemahaman rendah.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan dari pembahasan penelitian yang telah dilakukan maka disimpulkan bahwa hasil implementasi Merdeka Belajar Kampus Merdeka (MBKM) pada tingkat perguruan tinggi berdasarkan hasil survei di Universitas Bhayangkara Jakarta Raya menggunakan algoritma K-Mean dan K-Medoids mendapatkan pengelompokan sebanyak 2 (dua) cluster. Dimana K-Mean menghasilkan cluster 1 tingkat pemahaman MBKM tinggi dan cluster 2 tingkat pemahaman rendah. Sedangkan K-Medoids menghasilkan cluster 1 tahapan pemahaman Implementasi MBKM rendah dan cluster 2 pemahaman MBKM tinggi. Hasil perbandingan evaluasi clusterisasi antara K-Mean dan K-Medoids didapatkan nilai evaluasi cluster menggunakan Davies Bouldin Index dengan melakukan uji coba dari mulai K=2, K=3, K=4 dan K=5 menunjukkan nilai K-Mean lebih rendah dibandingkan dengan K-Medoids, sehingga K-Mean direkomendasikan sebagai algoritma klusterisasi untuk mengelompokkan hasil implementasi survei MBKM di Perguruan Tinggi.

UCAPAN TERIMAKASIH

Ucapan terima kasih diampaikan kepada LPPMP Universitas Bhayangkara Jakarta Raya yang telah membiayai penelitian internal sehingga penelitian ini bisa diselesaikan.

REFERENCES

- [1] T. Rachman, "IMPLEMENTASI PROGRAM MBKM BERBASIS IKU-7 (PRODI PENDIDIKAN BAHASA DAN SASTRA INDONESIA UMI)," *Angew. Chemie Int. Ed.* 6(11), 951–952., vol. 6, no. 2, pp. 10–27, 2018.
- [2] M. R. Baharuddin, "Adaptasi Kurikulum Merdeka Belajar Kampus Merdeka (Fokus: Model MBKM Program Studi)," *J. Stud. Guru dan Pembelajaran*, vol. 4, no. 1, pp. 195–205, 2021, [Online]. Available: <https://www.e-journal.my.id/jsgp/article/view/591>.
- [3] A. Antoni, N. Ritonga, H. Ahmad, and ..., "Implementasi Merdeka Belajar Kampus Merdeka (MbkM) Pada Mahasiswa Universitas Aufa Royhan Padangsidimpuan," *J. Educ. ...*, vol. 10, no. 1, pp. 391–394, 2022, [Online]. Available: <http://journal.ipts.ac.id/index.php/ED/article/view/3428>.
- [4] A. Roihan, P. A. Sunarya, and A. S. Rafika, "Pemanfaatan Machine Learning dalam Berbagai Bidang: Review paper," *IJCIT (Indonesian J. Comput. Inf. Technol.)*, vol. 5, no. 1, pp. 75–82, 2020, doi: 10.31294/ijcit.v5i1.7951.
- [5] F. D. Telaumbanua, P. Hulu, T. Z. Nadeak, R. R. Lumbantong, and A. Dharma, "Penggunaan Machine Learning," *J. Teknol. dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 1, pp. 57–64, 2019.
- [6] A. Supriyadi, A. Triayudi, and I. D. Sholihati, "Perbandingan Algoritma K-Means Dengan K-Medoids Pada Pengelompokan Armada Kendaraan Truk Berdasarkan Produktivitas," *JUPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran*



- Inform., vol. 6, no. 2, pp. 229–240, 2021, doi: 10.29100/jipi.v6i2.2008.
- [7] A. Wibowo, Moh Makruf, Inge Virdyna, and Farah Chikita Venna, “Penentuan Klaster Koridor TransJakarta dengan Metode Majority Voting pada Algoritma Data Mining,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 3, pp. 565–575, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i3.3041.
- [8] Qomariyah and M. U. Siregar, “Comparative Study of K-Means Clustering Algorithm and K-Medoids Clustering in Student Data Clustering,” *JISKA (Jurnal Inform. Sunan Kalijaga)*, vol. 7, no. 2, pp. 91–99, 2022, doi: 10.14421/jiska.2022.7.2.91-99.
- [9] D. A. Alodia, A. P. Fialine, D. Endriani, and E. Widodo, “Implementasi Metode K-Medoids Clustering untuk Pengelompokan Provinsi di Indonesia Berdasarkan Indikator Pendidikan,” *Sepren*, vol. 2, no. 2, pp. 1–13, 2021.
- [10] S. Febriyanti and J. Nugraha, “Application of K-Medoids Clustering to Increase the 2020 Family Planning Program in Sleman Regency,” *Enthusiastic Int. J. Appl. Stat. Data Sci.*, vol. 2, no. 1, pp. 10–18, 2022, doi: 10.20885/enthusiastic.vol2.iss1.art2.
- [11] R. Annisa, D. Rosiyadi, and D. Riana, “Improved point center algorithm for k-means clustering to increase software defect prediction,” *Int. J. Adv. Intell. Informatics*, vol. 6, no. 3, pp. 328–339, 2020, doi: 10.26555/ijain.v6i3.484.
- [12] H. Priyatman, F. Sajid, and D. Haldivany, “Klasterisasi Menggunakan Algoritma K-Means Clustering untuk Memprediksi Waktu Kelulusan Mahasiswa,” *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 5, no. 1, p. 62, 2019, doi: 10.26418/jp.v5i1.29611.
- [13] M. Z. Rodriguez et al., *Clustering algorithms: A comparative approach*, vol. 14, no. 1, 2019.
- [14] N. Nidheesh, K. A. Abdul Nazeer, and P. M. Ameer, “An enhanced deterministic K-Means clustering algorithm for cancer subtype prediction from gene expression data,” *Comput. Biol. Med.*, vol. 91, pp. 213–221, 2017, doi: 10.1016/j.combiomed.2017.10.014.
- [15] Han J; Kamber M; Jian P, *Data Mining : Concepts and techniques*. USA : Elsevier Inc, 2012.
- [16] B. Liu, “Sentiment analysis and subjectivity,” *Handb. Nat. Lang. Process. Second Ed.*, no. January 2010, pp. 627–666, 2010.
- [17] E. Zhu, Y. Zhang, P. Wen, and F. Liu, “Fast and stable clustering analysis based on Grid-mapping K-means algorithm and new clustering validity index,” *Neurocomputing*, vol. 363, pp. 149–170, 2019, doi: 10.1016/j.neucom.2019.07.048.
- [18] F. A. Syam, “Implementasi Metode Klastering K-Means untuk Mengelompokkan Hasil Evaluasi Mahasiswa,” *J. Ilmu Komput. dan Bisnis*, vol. 8, no. 1, pp. 1857–1864, 2017, doi: 10.47927/jikb.v8i1.94.
- [19] J. Han and M. Kamber, *Data Mining: Concept and Techniques*. Waltham: Morgan Kauffman Publisher, 2006.

Home > Archives > Vol 7, No 1 (2023)

Vol 7, No 1 (2023)

Januari 2023

DOI: <http://dx.doi.org/10.30865/mib.v7i1>

Table of Contents

Articles

Analisis Metode Ensemble Pada Klasifikasi Penyakit Jantung Berbasis Decision Tree

1-12

- ✎ **Mochammad Ilham Aziz** (Universitas Dian Nuswantoro, Semarang, Indonesia)
- ✎ **Ahmad Zainul Fanani** (Universitas Dian Nuswantoro, Semarang, Indonesia)
- ✎ **Affandy Affandy** (Universitas Dian Nuswantoro, Semarang, Indonesia)

DOI: [10.30865/mib.v7i1.5169](https://doi.org/10.30865/mib.v7i1.5169) Abstract View 1939 times

Efek Transformasi Wavelet Diskrit Pada Klasifikasi Aritmia Dari Data Elektrokardiogram Menggunakan Machine Learning

13-21

- ✎ **Dodon Turianto Nugrahadi** (Universitas Lambung Mangkurat, Banjarbaru, Indonesia)
- ✎ **Tri Mulyani** (Universitas Lambung Mangkurat, Banjarbaru, Indonesia)
- ✎ **Dwi Kartini** (Universitas Lambung Mangkurat, Banjarbaru, Indonesia)
- ✎ **Rudy Herteno** (Universitas Lambung Mangkurat, Banjarbaru, Indonesia)
- ✎ **Mohammad Reza Faisal** (Universitas Lambung Mangkurat, Banjarbaru, Indonesia)
- ✎ **Irwan Budiman** (Universitas Lambung Mangkurat, Banjarbaru, Indonesia)
- ✎ **Friska Abadi** (Universitas Lambung Mangkurat, Banjarbaru, Indonesia)

DOI: [10.30865/mib.v7i1.4859](https://doi.org/10.30865/mib.v7i1.4859) Abstract View 825 times

Penerapan Data Mining Dalam Analisis Penilaian Kinerja Pegawai Menerapkan Metode K-Means

22-29

- ✎ **Supriadi Sahibu** (Universitas Handayani Makassar, Makassar, Indonesia)
- ✎ **Rismawati Bambang** (Universitas Handayani Makassar, Makassar, Indonesia)
- ✎ **Imran Taufik** (Universitas Handayani Makassar, Makassar, Indonesia)
- ✎ **Aqusriandi Aqusriandi** (Universitas Sulawesi Barat

Editorial Team

Reviewers

AIM and Scope

Indexing & Abstracting

Author Guidelines

Publication Ethics

Access Submission

Submission Guidelines

Contact Us

Visitor Statistic

Author Fees

Statement of Originality

Copyright Notice

Copyright Transfer Form



Article Template Indonesia

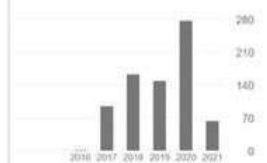


Article Template English

CITATION BY GS

Dikutip oleh

	Semua	Sejak 2016
Kutipan	756	756
indeks-h	13	13
indeks-i10	16	16



USER

Username

Password

Remember me

Login


VISITOR

AA l.stmik-budidarma.ac.id X



DOI: 10.30865/mib.v7i1.5539 Abstract View 1214 times

Penerapan Metode Technique For Order Preference by Similarity To Ideal Solution (TOPSIS) Dalam Pengembangan Desa Terbaik Menggunakan Pembobotan Rank Order Centroid (ROC)

416-425 

- ✎ **Lakry Maltaf Putra** (Universitas Metamedia, Padang, Padang, Indonesia)
- ✎ **Warkianto Widjaja** (Universitas Kebangsaan Republik Indonesia, Bandung, Indonesia)

DOI: [10.30865/mib.v7i1.5530](https://doi.org/10.30865/mib.v7i1.5530) Abstract View 456 times


Pengelompokan Hasil Survei MBKM Menggunakan K-Mean dan K-Medoids Clustering

426-435 

- ✎ **Mayadi Mayadi** (Universitas Bhayangkara Jakarta Raya, Bekasi, Indonesia)
- ✎ **Siti Setiawati** (Universitas Bhayangkara Jakarta Raya, Bekasi, Indonesia)
- ✎ **Wowon Priatna** (Universitas Bhayangkara Jakarta Raya, Bekasi, Indonesia)

DOI: [10.30865/mib.v7i1.5003](https://doi.org/10.30865/mib.v7i1.5003) Abstract View 579 times

Penerapan Support Vector Machine dan FastText untuk Mendeteksi Hate Speech dan Abusive pada Twitter

436-443 

- ✎ **Afdhal Zikri** (Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, Pekanbaru, Indonesia)
- ✎ **Surya Agustian** (Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, Pekanbaru, Indonesia)

DOI: [10.30865/mib.v7i1.5408](https://doi.org/10.30865/mib.v7i1.5408) Abstract View 751 times

Pengamanan Pada Citra Digital dengan Menggunakan Modifikasi Blok Data Algoritma AES - Rijndael

444-453 

- ✎ **Muhammad Haris** (Universitas Sumatera Utara, Medan, Indonesia)
- ✎ **Maya Silvi Lydia** (Universitas Sumatera Utara, Medan, Indonesia)
- ✎ **Sutarman Sutarman** (Universitas Sumatera Utara, Medan, Indonesia)

DOI: [10.30865/mib.v7i1.5458](https://doi.org/10.30865/mib.v7i1.5458) Abstract View 619 times

Reduce Inventory Cost by Implementation of Just In Time Method In Raw Materials Inventory Control Website Application

454-463 

- ✎ **Naila Hida Kholik** (Universitas Dinamika, Surabaya, Indonesia)
- ✎ **Endra Rahmawati** (Universitas Dinamika, Surabaya, Indonesia)
- ✎ **Pantjawati Sudarmaningtyas** (Universitas Dinamika, Surabaya, Indonesia)

DOI: [10.30865/mib.v7i1.5459](https://doi.org/10.30865/mib.v7i1.5459) Abstract View 1163 times

Prediksi Volume Sampah di TPSA Banyuurip Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network

464-472 

- ✎ **Wahyu Santoso** (Universitas Muhammadiyah Magelang, Magelang, Indonesia)
- ✎ **Maimunah Maimunah** (Universitas Muhammadiyah Magelang, Magelang, Indonesia)

AA | stmik-budidarma.ac.id 



[Home](#) > [About the Journal](#) > **Editorial Team**

Editorial Team

Editor in Chief

Surya Darma Nasution, M.Kom, (SCOPUS ID: 57202607800, Universitas Budi Darma, Medan), Indonesia

Editorial Board

Tengku Mohd Diansyah, M.Kom, (SCOPUS ID: 57200092375, Universitas Harapan Medan, Medan), Indonesia

Fadlina Fadlina, M.Kom, (SCOPUS ID: 57202939718, Universitas Budi Darma, Medan), Indonesia

Khasanah Khasanah, M.Kom, (SCOPUS ID: 57205060611, Universitas Siber Asia, Jakarta Selatan), Indonesia

Akbar Iskandar, M.T, (SCOPUS ID:57203122768 , STMik AKBA Makasar), Indonesia

Section Editor

Dwika Assrani, M.Kom, (STMik Mulia Darma, Rantoprapat), Indonesia

Alwin Fau, M.Kom, (Universitas Budi Darma, Medan), Indonesia

JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA

STMik Budi Darma

Secretariat: Sisingamangaraja No. 338 Telp **061-7875998**

Email: mib.stmikbd@gmail.com



This work is licensed under a [Creative Commons Attribution 4.0 International License](#).

[Editorial Team](#)

[Reviewers](#)

[AIM and Scope](#)

[Indexing & Abstracting](#)

[Author Guidelines](#)

[Publication Ethics](#)

[Access Submission](#)

[Submission Guidelines](#)

[Contact Us](#)

[Visitor Statistic](#)

[Author Fees](#)

[Statement of Originality](#)

[Copyright Notice](#)

[Copyright Transfer Form](#)



Article
Template
Indonesia

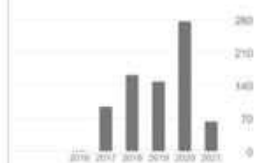


Article
Template
English

CITATION BY GS

Dikutip oleh

	Sama	Sejak 2016
Kutipan	756	756
indeks-h	13	13
indeks-i10	16	16



USER

Username

Password

Remember me

VISITOR

AA l.stmik-budidarma.ac.id ↻





UNIVERSITAS BHAYANGKARA JAKARTA RAYA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER

Kampus I: Jl. Harsono RM No. 67, Ragunan, Pasar Minggu, Jakarta Selatan 12550
Telepon: (021) 27808121 – 27808882

Kampus II: Jl. Raya Perjuangan, Marga Mulya, Bekasi Utara, Jawa Barat, 17142
Telepon: (021) 88955882, Fax.: (021) 88955871

Web: fasilkom.ubharajaya.ac.id, E-mail: fasilkom@ubharajaya.ac.id

SURAT TUGAS

Nomor: ST/017/I/2023/FASILKOM-UBJ

1. Dasar: Kalender Akademik Ubhara Jaya Tahun Akademik 2022/2023.
2. Dalam rangka mewujudkan Tri Dharma Perguruan Tinggi untuk Dosen di Universitas Bhayangkara Jakarta Raya maka dihimbau untuk melakukan Penelitian.
3. Sehubungan dengan hal tersebut di atas, maka Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Bhayangkara Jakarta Raya menugaskan:

NO.	NAMA	NIDN	JABATAN	KETERANGAN
1.	Mayadi, S.Kom., M.Kom.	0408087802	Dosen Tetap Prodi Informatika	Sebagai Penulis Pertama
2.	Siti Setiawati, S.Pd., M.Pd.	0313107904	Dosen Tetap Prodi Informatika	Sebagai Penulis Kedua
3.	Wowon Priatna, S.T., M.T.I.	0429118007	Dosen Tetap Prodi Informatika	Sebagai Penulis Ketiga

Membuat Artikel Ilmiah dengan judul **“Pengelompokan Hasil Survei MBKM Menggunakan K-Mean dan K-Medoids Clustering”** dengan menerima LoA pada tanggal 12 Januari 2023 untuk dipublikasikan di media Jurnal Media Informatika Budidarma, Vol. 7, No. 1, Januari 2023, Hal. 426-435, ISSN (Cetak): 2614-5278, ISSN (Online): 2548-8368.

4. Demikian penugasan ini agar dapat dilaksanakan dengan penuh rasa tanggung jawab.



Jakarta, 12 Januari 2023

DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER

Dr. Dra. Tyastuti Sri Lestari, M.M.

NIP. 1408206