



## **Pengelompokan Hasil Survei Merdeka Belajar Kampus Merdeka Di Universitas Bhayangkara Jakarta Raya Menggunakan Kmean Dan K-Medoids Clustering**

*Mayadi<sup>1</sup>, Siti Setiawati<sup>2</sup>, Wowon Priatna<sup>3</sup>*

**Informatika, Universitas Bhayangkara Jakarta Raya  
Kota Bekasi, Indonesia  
Korespondensi email: [mayadi@dsn.ubharajava.ac.id](mailto:mayadi@dsn.ubharajava.ac.id)**

---

### **Abstrak**

The goal of this study is to categorize the findings of a survey on the application of the MBKM policy that DIKTI performed via universities that had been awarded research funding. The survey results have not been categorized, making it difficult for the institution to determine if the MBKM policy has been implemented in accordance with the MBKM standards released by the Higher Education. The K-Mean and K-Medoids Algorithms are used in this study technique to solve data grouping issues and validate clustering outcomes using the Davies-Bouldin Index (DBI). 400 data points total were processed from 16 variables in this investigation. The findings of this investigation were tested using several clusters. After analyzing clusters using DBI, the K-Mean algorithm discovered that cluster 5 had K-Medoids of 0.9 and a value of 0.823. Therefore, it is advised to employ 5 clusters with the K-Mean Algorithm for grouping data from the MBKM survey findings.

---

### **Informasi Artikel**

Diterima: 8 Desember 2022  
Direvisi: 20 Desember 2022  
Dipublikasikan: 21 Desember 2022

---

### **Keywords**

MBKM, K-Mean, K-Medoids,  
Davies-Bouldin Index, Clustering

---

### **I.Pendahuluan**

Kebijakan Merdeka Belajar - Kampus Merdeka diharapkan dapat menjadi jawaban atas tuntutan tersebut. Kampus Merdeka merupakan wujud pembelajaran di perguruan tinggi yang otonom dan fleksibel sehingga tercipta

kultur belajar yang inovatif, tidak mengekang, dan sesuai dengan kebutuhan mahasiswa. Program utama yaitu: kemudahan pembukaan program studi baru, perubahan sistem akreditasi perguruan tinggi, kemudahan perguruan tinggi negeri menjadi PTN



berbadan hukum, dan hak belajar tiga semester di luar program studi. Mahasiswa diberikan kebebasan mengambil SKS di luar program studi, tiga semester yang dimaksud berupa 1 semester kesempatan mengambil mata kuliah di luar program studi dan 2 semester melaksanakan aktivitas 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 mengelompokkan data hasil survei MBKM menggunakan *machine learning*. *Machine learning* adalah bagian dari kecerdasan buatan yang banyak digunakan untuk memecahkan berbagai masalah[4][5], dapat digunakan untuk berbagai bidang untuk prediksi[6][7] dan mengelompokkan data[8][9].

Pada penelitian[10] melakukan perbandingan K-Mean dan K-Medoids untuk prediksi pengelompokan anomali menghasilkan K-medoid lebih baik dalam mengurangi waktu clustering dan mengurangi outlier.

penelitian [11] membandingkan akurasi K-mean dan K-Medoids untuk kinerja Big Data, hasil perbandingan didapatkan akurasi K-Medoids lebih baik dibandingkan nilai akurasi K-Mean dengan rata-rata akurasi K-Medoids 63,24%, sedangkan K-Means 52,11%.

Pada penelitian [12] melakukan perbandingan K-Mean dan K-Medoids menggunakan DBI untuk validasi cluster menghasilkan k-mean mendapatkan akurasi lebih baik dibandingkan hasil clusterisasi oleh K-Medoid. Sedangkan penelitian [4] perbandingan mendapatkan hasil K-Mean lebih baik akurasi dibandingkan dengan K-Medoid.

Beberapa Penelitian menggunakan Perbandingan K-Mean dan K-Medoids diantaranya penelitian [13] mendapatkan pengelompokan data outlier, pengelompokan komoditas peternakan[14], pengelompokan data transaksi[15], pengelompokan data obat[16].

Maka tujuan penelitian ini adalah untuk mengelompokkan hasil implementasi MBKM di Universitas Bhayangkara menggunakan perbandingan algoritma *K-Mean* dan *K-Medoids* Clustering yang belum pernah dilaksanakan.

## II. Metodologi

### 2.1 Tahap Penelitian

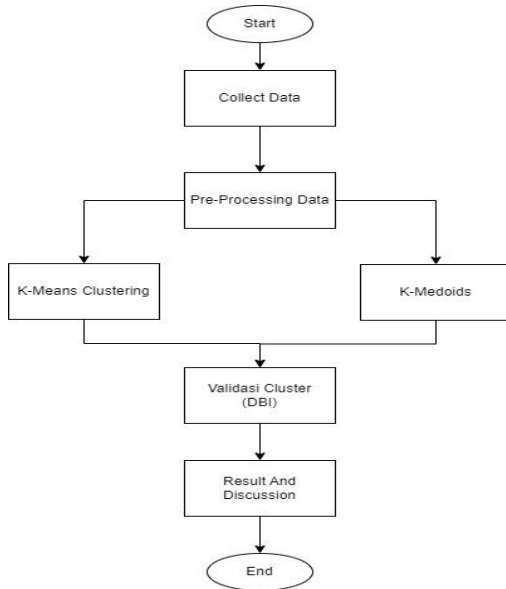
Tahapan penelitian yang dilakukan dalam penelitian ini dapat dilihat pada gambar 1.

### 2.2 Pre-proses dan Transformasi Data

Digunakan untuk mengekstrak, mengubah, menormalkan dan penskalaan fitur baru yang akan



digunakan dalam proses algoritma pembelajaran mesin yang akan digunakan. Preprocessing digunakan untuk mengubah data mentah menjadi data berkualitas.



Gambar 1. Tahap Penelitian

### 2.3 Klasterisasi K-Mean

Salah satu metode clustering yang paling populer adalah algoritma clustering kmean. 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 [17] [18] [19]. 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[20]. Berikut ini adalah rumus perhitungan algoritma *K-Mean Clustering* yang ditujukan persamaan (1) dan (2)[21].

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

Dimana V adalah Centroid,  $x_i$  = Objek ke i dan n adalah jumlah keseluruhan objek menjadi cluster

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

Keterangan: d adalah Jarak, j adalah Jumlah data, c adalah centroid dan j adalah data.

### 2.4 Klasterisasi K-Medoids

*K-Medoids* clustering merupakan salah satu metode partisi atau non-hierarchical clustering yang digunakan dalam penelitian ini. Pengelompokan *K-medoid*, 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[22][23]. *K-Medoids Clustering* dimulai dengan melakukan normalisasi data sebelum dihitung kedekatan jarak data [24] seperti pada persamaan (3).

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



Dimana  $X$  adalah nilai data, MinValue adalah Nilai terkecil dari data dan MaxValue adalah Nilai terbesar. Tahapan K-Medoids untuk klasterisasi adalah:

1. Data dilakukan normalisasi data menggunakan persamaan (3).
2. Tentukan jumlah cluster
3. 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 variabel  $k$ , dan  $p$  adalah jumlah semua variabel yang ada.

4. Pilih secara acak objek cluster untuk menentukan medoid yang baru
5. Hitung jarak setiap objek untuk setiap kandidat medoid yang baru
6. 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.
7. Ulangi tahapan 3 dan 5 sehingga tidak ada medoid yang berpindah cluster.

#### 2.5 Klasterisasi K-Medoids

Tahun 1979, David L. Davies dan Donald W. Bouldin pertama kali memperkenalkan DBI. DBI berfungsi

untuk memaksimalkan jarak inter-cluster, dan juga mencoba meminimalkan jarak antar-titik pada cluster pada saat yang bersamaan [4][25] Nilai rata-rata yang similar antara setiap cluster dan paling mirip merupakan ukuran dari DBI. Semakin kecil nilai DBI atau bernilai positif terkecil yang mendekati 0 maka menunjukkan skema cluster yang paling optimal [26]. Untuk Menghitung nilai DBI dapat menggunakan persamaan (5).

$$DBI = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k R_i \quad (5)$$

### III. Metodologi

#### 3.1. Pengumpulan Data dan Pre-Processing 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 terkumpul hasil kuisioner yang Kembali berjumlah 470 data. 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. Attribute penelitian diantaranya mengetahui kebijakan MBKM(X1), Penyetaraan MBKM di perguruan Tinggi (X2), Informasi Kebijakan MBKM (X3), Media Informasi untuk



kebijakan MBKM (X4), Program Studi Mengadakan program seperti MBKM (X5), Persiapan mengikuti MBKM (X6), Panduan MBKM Program Studi (X7), Prosedur operasional MBKM Prodi (X8), Kegiatan MBKM memberikan kompetensi tambahan (X9), Tingkat Manfaat MBKM (X10), Implikasi Soft Skill (X11), Seberapa Penting MBKM (X12), MBKM sesuai capaian lulusan (X13), Memperluas perspektif dan Memberikan Kompetensi tambahan (X14), Dampak mengikuti kegiatan Pembelajaran diluar kampus (X15),

Implikasi MBKM terhadap masa studi (X16). Data yang digunakan setelah

hasil pre-processing berjumlah 400 data. Tabel I adalah hasil cleansing dalam penelitian ini.

Tahap selanjutnya melakukan normalisasi data menggunakan persamaan (3). Tabel II adalah hasil normalisasi data dari tabel 1.

### 3.2 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 3.

Tabel 1. Data 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
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
398	3	4	3	4	4	3	2	3	3	4	2	3	3	3	3	3
399	3	3	4	4	4	3	4	3	3	4	2	3	3	3	3	3
400	3	3	3	4	4	3	4	2	3	4	3	3	4	2	4	3

Tabel 2. Data Penelitian

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

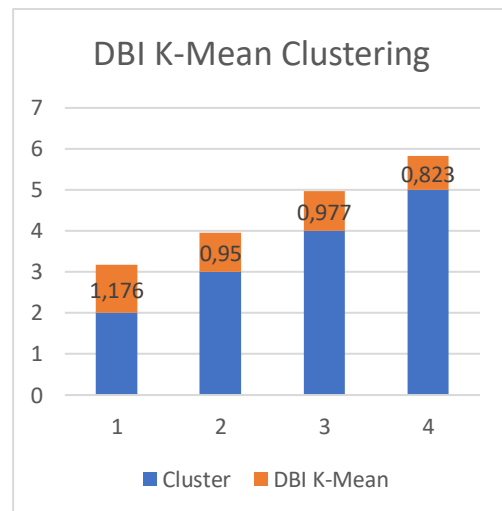


2	-1	0.3	0.3	0.3	0.3	0.5	0.5	0.3	-1	-1	-1	0.5	-1	-1	0.5	0.3
3	0.5	-1	-1	0.3	-1	-1	0.5	-1	0.5	0.5	0.3	0.5	0.3	-1	1.5	-1
4	0.5	0.3	0.3	0.3	0.3	0.5	0.5	0.3	1.5	1.5	-1	0.5	-1	0.5	0.5	0.3
5	0.5	0.3	-1	0.3	-1	0.5	0.5	-1	0.5	1.5	0.3	0.5	0.3	0.5	-1	-1
6	0.5	-1	-1	0.3	0.3	1.5	-1	-1	0.5	-1	0.3	0.5	0.3	0.5	-1	-1
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
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
388	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
399	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
400	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

Tabel 3. Hasil Klasterisasi 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

Setelah dilakukan proses pengelompokan menggunakan algoritma k-means kemudian dilakukan validitas cluster dengan teknik DBI. Nilai DBI berdasarkan hasil Clustering data menggunakan algoritma K-Means tertera pada gambar 2.



Gambar 2. Hasil Evaluasi DBI K-Mean

### 3.3 Pemodelan K-Medoids Clustering

Pemodelan K-Medoids 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 4.

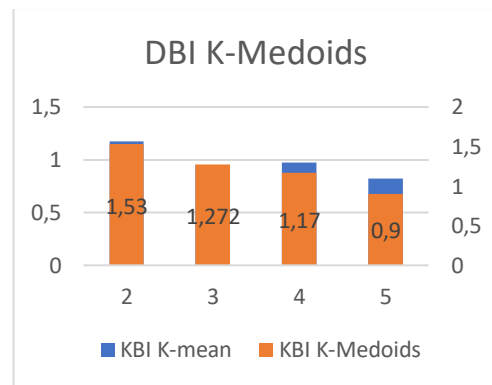


Tabel 4. Hasil Klusterisasi K-Medoids

Number of Cluster	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	0.95	1.272
4	0.977	1.17
5	0.823	0.9

Setelah dilakukan proses pengelompokan menggunakan algoritma k-means kemudian dilakukan validitas cluster dengan teknik DBI. Nilai DBI berdasarkan hasil Clustering data menggunakan algoritma K-Medoids tertera pada gambar 3.



Gambar 3. Hasil Evaluasi DBI K-Mean

### 3.4 Evaluasi Kluster

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 V. Hasil table 5 menunjukkan jumlah cluster 2 lebih nilainya dibandingkan dengan hasil cluster 3,4 dan 5.

Tabel 5. Hasil Klusterisasi K-Medoids

Jumlah Cluster	KBI K-mean	KBI K-Medoids
2	1.176	1.53

### 3.5 Perbandingan Perbandingan Hasil kluster K-Mean dan K-Medoids

Perbandingan Hasil Cluster dari pemodelan K-Mean dan K-Medoids yang sudah melalui validasi kluster menggunakan Davies Bouldin Index (DBI) dapat dilihat pada tabel 6.

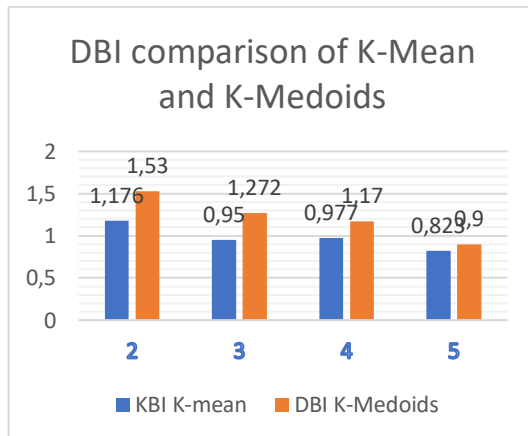
Tabel 6. Hasil Klusterisasi K-Medoids

Number of Cluster	KBI K-mean	DBI K-Medoids
2	1.176	1.53
3	0.95	1.272



4	0.977	1.17
5	0.823	0.9

Berdasarkan tabel 6 untuk melihat perbandingan antara hasil klusterisasi K-Mean dan K-Medoids divisualisasikan dengan grafik yang ditampilkan pada gambar 4. Gambar 4 adalah Grafik perbandingan nilai DBI tertinggi pada algoritma k-means yaitu pada kluster 2 sebesar 1.176 dan K-medoids sebesar 1.53. untuk klusterisasi yang terendah pada kluster 5 dengan K-mean mendapat nilai 0.823 dan K-Medoids sebesar 0.9. hasil DBI terendah merupakan nilai cluster terbaik karena mendekati nol [4].



Gambar 4. Perbandingan DBI K-Mean dan K-Medoids

### 3.6 Hasil Dan Pembahasan

Berdasarkan hasil analisis klusterisasi implementasi MBKM menggunakan 16 variabel dan jumlah record 400 data

### ACKNOWLEDGMENTS

Terima Kasih kami ucapkan kepada LPPMP Universitas Bhayangkara Jakarta Raya yang telah membiayai penelitian ini, sehingga penelitian dapat diselesaikan tepat waktu.

seperti pada Tabel 1. Setelah melakukan klusterisasi menggunakan K-Mean dan K-Medoids pada akhirnya ditemukan bahwa hasil DBI untuk nilai kluster 5 minimum. Dari hasil itu dapat direkomendasi untuk pengelompokan hasil survei kebijakan pada perguruan Tinggi dengan algoritma K-Mean clustering menggunakan 5 cluster.

### IV. Kesimpulan

Berdasarkan hasil klusterisasi implementasi hasil survei kebijakan MBKM menggunakan perbandingan algoritma k-means dan k-medoid. Maka diperoleh cluster terbaik pada algoritma k-means dengan nilai kluster =5. Sementara itu, pada algoritma K-Medoid diperoleh cluster terbaik pada k=5. Hasil klusterisasi tersebut sudah di validasi menggunakan Davies Bouldin Index (DBI). Maka pada penelitian ini K-Means lebih unggul daripada K-medoid pada pengelompokan implementasi MBKM di perguruan tinggi menggunakan sample di Universitas Bhayangkara Jakarta Raya dengan nilai DBI terbaik yaitu dihasilkan oleh algoritma K-Mean dengan nilai 0,823 dengan nilai cluster =5 sedangkan yang dihasilkan oleh Algoritma K-Medoids pada Cluster 5 memperoleh nilai 0.9. Hasil yang didapatkan dari penelitian ini merekomendasikan dalam klusterisasi hasil survei kebijakan perguruan tinggi untuk menggunakan K-Mean Clustering

### 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 Aafa Royhan Padangsidempuan,” *J. Educ. ...*, vol. 10, no. 1, pp. 391–394, 2022, [Online]. Available: <http://journal.ipts.ac.id/index.php/ED/article/view/3428>.
- [4] U. R. Gurning and Mustakim, “Penerapan Algoritma K-Means dan K-Medoid untuk Pengelompokkan Data Pasien Covid-19,” *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 3, no. 1, p. 48–55, 2021, doi: 10.47065/bits.v3i1.1003.
- [5] H. Dahrouj *et al.*, “An Overview of Machine Learning-Based Techniques for Solving Optimization Problems in Communications and Signal Processing,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 74908–74938, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3079639.
- [6] R. Puspita and L. A. Wulandhari, “Hardware sales forecasting using clustering and machine learning approach,” *IAES Int. J. Artif. Intell.*, vol. 11, no. 3, pp. 1074–1084, 2022, doi: 10.11591/ijai.v11.i3.pp1074-1084.
- [7] S. Chibani and F. X. Coudert, “Machine learning approaches for the prediction of materials properties,” *APL Mater.*, vol. 8, no. 8, 2020, doi: 10.1063/5.0018384.
- [8] S. Gentili and R. Di Giovambattista, “Forecasting strong subsequent earthquakes in California clusters by machine learning,” *Phys. Earth Planet. Inter.*, vol. 327, no. July 2021, p. 106879, 2022, doi: 10.1016/j.pepi.2022.106879.
- [9] S. Samudi, S. Widodo, and H. Brawijaya, “The K-Medoids Clustering Method for Learning Applications during the COVID-19 Pandemic,” *Sinkron*, vol. 5, no. 1, p. 116, 2020, doi: 10.33395/sinkron.v5i1.10649.
- [10] P. Arora, Deepali, and S. Varshney, “Analysis of K-Means and K-Medoids Algorithm for Big Data,” *Phys. Procedia*, vol. 78, no. December 2015, pp. 507–512, 2016, doi: 10.1016/j.procs.2016.02.095.
- [11] Nurhayati, N. S. Sinatrya, L. K. Wardhani, and Busman, “Analysis of K-Means and K-Medoids’s Performance Using Big Data Technology,” *2018 6th Int. Conf. Cyber IT Serv. Manag. CITSM 2018*, no. Citsm, pp. 1–5, 2019, doi: 10.1109/CITSM.2018.8674251.
- [12] A. K. Singh, S. Mittal, P. Malhotra, and Y. V. Srivastava,

- “Clustering Evaluation by Davies-Bouldin Index(DBI) in Cereal data using K-Means,” *Proc. 4th Int. Conf. Comput. Methodol. Commun. ICCMC 2020*, no. Iccmc, pp. 306–310, 2020, doi: 10.1109/ICCMC48092.2020.ICCMC-00057.
- [13] S. Nirmal, “Comparative study between k-means and k-medoids clustering algorithms,” *Int. Res. J. Eng. Technol.*, vol. 839, pp. 839–844, 2019, [Online]. Available: <https://www.irjet.net/archives/V6/i3/IRJET-V6I3154.pdf>.
- [14] V. A. P. Sangga, “Perbandingan Algoritma K-Means dan Algoritma K-Medoids dalam Pengelompokan Komoditas Peternakan di Provinsi Jawa Tengah Tahun 2015,” *Tugas Akhir Jur. Stat. Fak. Mat. dan Ilmu Pengetah. Alam Univ. Islam Inndonesia Yogyakarta*, vol. 53, no. 9, pp. 1689–1699, 2018.
- [15] I. Kamila, U. Khairunnisa, and M. Mustakim, “Perbandingan Algoritma K-Means dan K-Medoids untuk Pengelompokan Data Transaksi Bongkar Muat di Provinsi Riau,” *J. Ilm. Rekayasa dan Manaj. Sist. Inf.*, vol. 5, no. 1, p. 119, 2019, doi: 10.24014/rmsi.v5i1.7381.
- [16] R. A. Farissa, R. Mayasari, and Y. Umaidah, “Perbandingan Algoritma K-Means dan K-Medoids Untuk Pengelompokan Data Obat dengan Silhouette Coefficient,” *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 5, no. 2, pp. 109–116, 2021.
- [17] B. Liu, “Sentiment analysis and subjectivity,” *Handb. Nat. Lang. Process. Second Ed.*, no. January 2010, pp. 627–666, 2010.
- [18] 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.compbiomed.2017.10.014.
- [19] 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.
- [20] 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/jupi.v6i2.2008.
- [21] F. A. Syam, “Implementasi Metode Klastering K-Means untuk Mengelompokan Hasil Evaluasi Mahasiswa,” *J. Ilmu Komput. dan Bisnis*, vol. 8, no. 1, pp. 1857–1864, 2017, doi: 10.47927/jikb.v8i1.94.
- [22] 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.
- [23] J. Han and M. Kamber, *Data Mining: Concept and Techniques*. Waltham: Morgan Kauffman Publisher, 2006.
- [24] 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.
- [25] P. Prasetyawan, I. Ahmad, R. I. Borman, Ardiansyah, Y. A. Pahlevi, and D. E. Kurniawan, “Classification of the Period Undergraduate Study Using Back-propagation Neural Network,” *Proc. 2018 Int. Conf. Appl. Eng. ICAE 2018*, pp. 1–5, 2018, doi: 10.1109/INCAE.2018.8579389.
- [26] S. Pramono, I. Ahmad, and R. I. Borman, “Analisis Potensi Dan Strategi Penembaan Ekowisata Daerah Penyanga Taman Nasional Way Kambas,” *J. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 1, no. 1, pp. 57–67, 2020, [Online]. Available: <http://jim.teknokrat.ac.id/index.php/sisteminformasi/article/view/208>.