

PERBANDINGAN *K-MEANS* DAN *K-MEDOIDS* UNTUK PENGELOMPOKKAN DATA TITIK PANAS BUMI DI PULAU KALIMANTAN

COMPARISON OF K-MEANS AND K-MEDOIDS FOR HOTSPOT DATA CLUSTERING ON THE ISLAND OF KALIMANTAN

¹Hilmy Maulana Iimi, ²Muchammad Kurniawan, ³Umar Al Faruq, ⁴Rani Rotul Muhima*

^{1,2,3}Teknik Informatika, Fakultas Teknik Elektro dan Teknologi Informasi, Institut Teknologi
Adhi Tama Surabaya

Jalan Arief Rahman Hakim No.100, Surabaya, Jawa Timur, Indonesia

E-mail: rani.muhima@itats.ac.id*

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui perbandingan performansi dua metode, yaitu K-Means dan K-Medoids. Performansi kedua metode didasarkan nilai Sum Square Error (SSE). Kedua metode digunakan untuk mengelompokkan data titik panas bumi (hotspot) di Pulau Kalimantan. Dataset titik panas bumi yang digunakan diperoleh dari website resmi NASA. Parameter yang digunakan yakni latitude, longitude, bright_ti4, scan, track, bright_ti5 dan frp. Pada penelitian ini dilakukan dengan variasi nilai k = 2, 3, 4, ..., 12 pada kedua metode. Kemudian digunakan metode Elbow untuk mengetahui klaster optimal dari kedua metode. Berdasarkan hasil penelitian, metode K-means memberikan variasi kelompok lebih besar serta nilai SSE yang lebih baik daripada metode K-Medoids pada jumlah klaster optimalnya. Namun secara keseluruhan hasil penelitian, metode K-Medoids memiliki nilai rata-rata SSE lebih baik daripada K-Means.

Kata kunci: *Klustering, K-Means, K-Medoids, Titik Panas Bumi*

Abstract

This study aims to determine the comparison of the performance of two methods, namely K-Means and K-Medoids. The performance of both is based on Sum Square Error (SSE) value. Both methods were used to group geothermal hotspot data on the island of Kalimantan. The geothermal point dataset used was obtained from the official NASA website. The parameters used are latitude, longitude, bright_ti4, scan, track, bright_ti5 and frp. In this study, it was carried out with variation in the value of k = 2, 3, 4, ..., 12. Then the Elbow method was used to determine the optimal cluster of both methods. Based on the results, K-means provides greater group variation and better SSE values than the K-Medoids method on the optimal number of clusters. However, overall the results showed that K-Medoids had a better average SSE value than K-Means.

Keywords: *Clustering, K-Means, K-Medoids, Geothermal Hotspot*

1 PENDAHULUAN

Indonesia merupakan salah satu negara mengalami kebakaran hutan berulang tiap tahunnya terutama wilayah Kalimantan dan Sumatera[1]. Sejak Januari hingga Oktober 2023, luas kebakaran hutan dan lahan berdasarkan data Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan (KHLK) mencapai 994.313 hektare[2]. Luas lahan karhutla tersebut lebih tinggi dibandingkan luas karhutla pada tahun 2022 yaitu sebesar 204.894 hektar. Kebakaran hutan menyebabkan kerugian di beberapa sektor, seperti: lingkungan[3],[4], ekonomi[5], kesehatan[6],[7], dan aktifitas manusia[8] yang lain. Bahkan dampak kebakaran hutan di Indonesia dirasakan oleh

negara tetangga Malaysia dan Singapura[5]. Manajemen penanggulangan kebakaran hutan sangat diperlukan untuk meminimalisir kerugian yang lebih besar.

Pengelompokkan titik panas bumi dapat digunakan sebagai upaya pencegahan kebakaran hutan. Analisa hasil pengelompokkan menjadi langkah awal identifikasi kelompok titik panas bumi mana yang darurat kebakaran[9],[10],[11]. Titik panas bumi atau sering disebut hotspot merupakan titik-titik panas yang berada di permukaan bumi sebagai indikasi adanya kebakaran[12]. Metode yang dapat digunakan untuk mengelompokkan data adalah metode klastering. Klastering merupakan salah satu metode dari data mining yang digunakan untuk mengelompokkan sekumpulan objek menjadi beberapa kelompok berdasarkan tingkat kemiripan suatu objek[13]. Metode klastering sendiri dibagi menjadi beberapa metode, antara lain metode klastering berbasis hirarki, metode klastering berbasis partisi, metode klastering berbasis densitas, dan metode klastering berbasis model[14].

K-Means adalah salah satu metode klastering berbasis partisi yang cukup terkenal, sederhana dan mudah diimplementasikan[9]. Metode ini diimplementasikan di berbagai bidang, seperti di bidang pendidikan[15], [16], pertanian[17], industri[18], kesehatan[19], marketing[13], dan lain-lain. Namun metode *K-means* memiliki kelemahan yaitu sensitif terhadap pencilan[20]. Berdasarkan hal tersebut, metode *K-Medoids* terkadang digunakan karena metode tersebut kurang sensitif terhadap pencilan. Hal ini karena pusat klaster metode *K-Medoids* terletak paling tengah dari klaster atau disebut medoid[21]. *K-Medoids* juga merupakan salah satu metode klastering berbasis partisi[14].

Penelitian ini bertujuan membandingkan performansi metode *K-Means* dan *K-medoids* dalam mengelompokkan data titik panas bumi. Dataset yang digunakan diambil dari NASA, dengan 7 atribut yakni *latitude*, *longitude*, *bright_ti4*, *scan*, *track*, *bright_ti5* dan *fire radiative power (frp)* yang digunakan dasar pengelompokkan. Performansi suatu metode klastering dapat dilakukan dengan evaluasi kinerja seperti *Sum Square Error (SSE)*, *Davies Bouldin Index (DBI)*, *Silhouette Coefficient (SC)* dan teknik lainnya. Pada penelitian ini, hasil performansi yang dibandingkan dari kedua metode adalah nilai SSE. Selain itu tiap metode ditentukan jumlah klaster optimalnya berdasarkan metode *Elbow*.

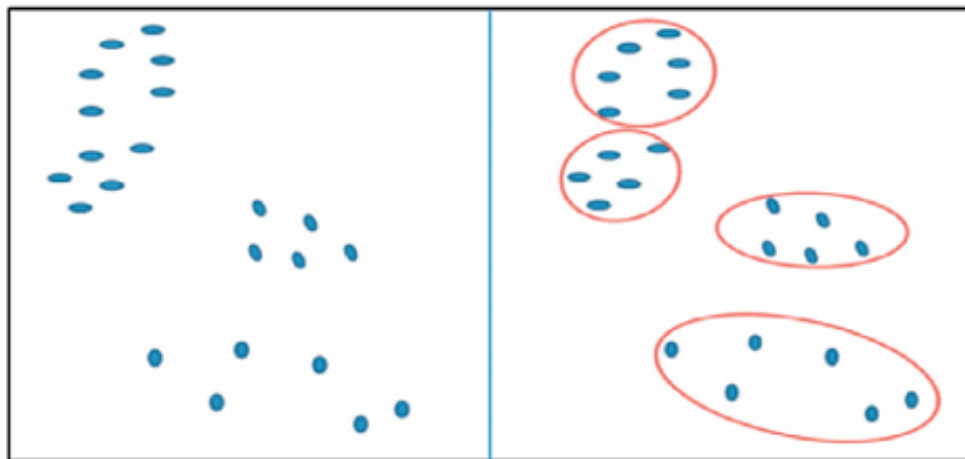
2 TINJAUAN PUSTAKA

Kecerdasan buatan telah diterapkan untuk mengatasi permasalahan manajemen kebakaran hutan dan lahan sejak tahun 1990[22]. Ada enam domain permasalahan terkait kebakaran hutan yang dijelaskan pada penelitian[22], salah satu diantaranya permasalahan penentuan wilayah berpotensi kebakaran hutan. Pengelompokkan titik panas bumi dilakukan sebagai langkah awal identifikasi tingkat potensi kebakaran suatu wilayah[10]. Beberapa penelitian terkait pengelompokkan titik panas bumi. Pada penelitian[10], dilakukan pengelompokkan titik api di provinsi Jambi dengan atribut *confidence*, *brightness* dan *frp* sebagai dasar pengelompokkan. Pada penelitian[23], dilakukan penelitian pengelompokkan wilayah berpotensi kebakaran hutan berdasarkan sebaran titik panas. Atribut yang digunakan sebagai dasar pengelompokkan pada penelitian tersebut adalah *latitude*, *longitude*, *brightness*, *FRP*, dan *confidence*.

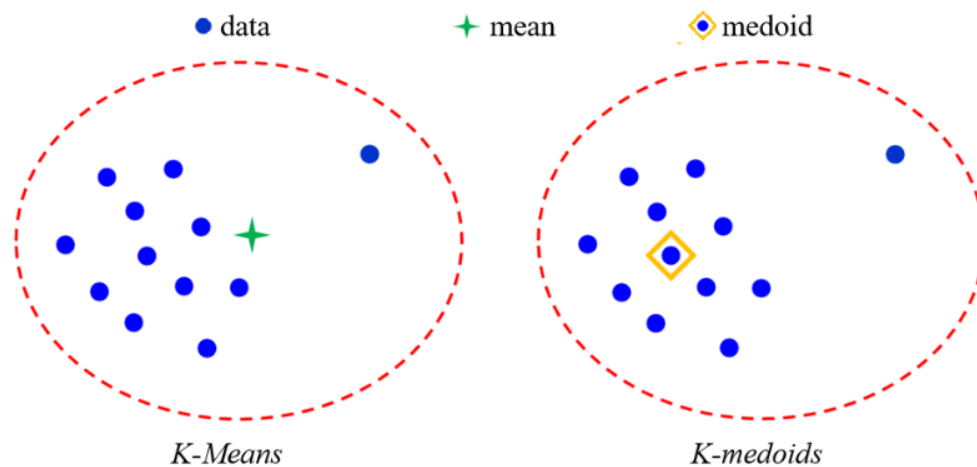
Metode klastering dapat digunakan untuk pengelompokkan titik panas bumi sebagai identifikasi tingkat kebakaran hutan dan lahan[10]. Salah satu metode klastering yang sangat populer dan diperkenalkan tahun 1952 adalah *K-Means*[24]. Beberapa penelitian sebelumnya menggunakan metode *K-Means*, antara lain penelitian[9],[23],[25]. Pada penelitian [23], mengelompokkan titik panas bumi menggunakan *K-Means* dengan dilakukan normalisasi data untuk efisiensi *K-Means*. Pada penelitian [25], *K-Means* digunakan untuk menentukan daerah rawan *hotspot* di Kalimantan Barat. Hasil pengelompokkan pada penelitian tersebut dievaluasi menggunakan *Davies Bouldin Index (DBI)*. Selanjutnya, penelitian [9] mengelompokkan data titik panas bumi (*hotspot*) pada pulau Kalimantan menggunakan metode improvisasi *K-Means*. Improvisasi *K-Means* pada penelitian tersebut dilakukan untuk mengatasi kelemahan *K-Means* yang sensitif terhadap pencilan.

Berbeda dengan *K-Means* yang sensitif terhadap pencilan, metode *K-Medoids* kurang sensitif terhadap pencilan[21]. Metode *K-Medoids* atau *Partitioning Around Medoids (PAM)* seperti halnya *K-means* termasuk salah satu metode klastering berbasis partisi[26]. Gambaran

pengelompokan data berbasis partisi ditunjukkan Gambar 1. Perbedaan algoritma *K-Means* dengan *K-Medoids* adalah *K-Means* menggunakan nilai rata-rata (*mean*) sebagai pusat kluster, sedangkan *K-Medoids* menggunakan objek sebagai perwakilan (*medoid*)[27]. Gambaran perbedaan kedua metode ditunjukkan pada Gambar 2. Beberapa penelitian yang menggunakan *K-medoids*, antara lain: [27],[28],[29]. Pada penelitian [27], algoritma *K-Medoids* digunakan untuk mengelompokkan provinsi di Indonesia berdasarkan rendah tingginya balita stunting yang berada pada provinsi tersebut. Kemudian penelitian [28], algoritma *K-Medoids* digunakan untuk menentukan kelayakan pemohon kredit mobil. Atribut yang digunakan sebagai landasan pengelompokan pada penelitian tersebut adalah denda dan biaya transaksi dari calon kreditur. Pada penelitian [29] dilakukan pengelompokan daerah rawan tanah longsor menggunakan *K-Medoids* dan dibandingkan dengan *K-Means*. Berdasarkan hasil penelitian tersebut metode *K-means* lebih optimal. Pada penelitian lain[30] juga dibandingkan metode *K-Medoids* dengan *K-means* untuk mengukur performa finansial. Berdasarkan penelitian tersebut metode *K-Means* menghasilkan variasi pengelompokan lebih besar sedangkan hasil pengelompokan dengan metode *K-medoids* lebih seimbang.



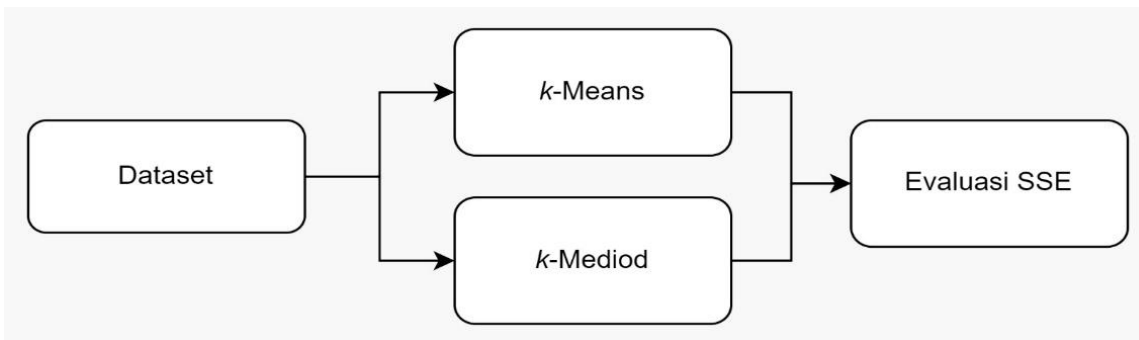
Gambar 1 . Gambaran pengelompokan data dengan metode klastering berbasis partisi[26]



Gambar 2 . Gambaran perbedaan pengelompokan data antara metode *K-Means* dengan metode *K-Medoids*[31]

3 METODE PENELITIAN

Tahapan dari penelitian ini dijelaskan dalam bentuk blok diagram seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3. Dataset yang digunakan pada penelitian ini adalah data titik panas bumi (*hotspot*) di pulau Kalimantan yang diambil dari dataset NASA dengan jumlah 16.810 data pada latitude dari $-4,039^{\circ} - 6,491^{\circ}$ dan longitude $108,790^{\circ} - 118,524^{\circ}$. Atribut tiap data yang digunakan sebagai dasar pengelompokan adalah *latitude*, *longitude*, *bright_ti4*, *scan*, *track*, *bright_ti5* dan *frp*. Tahap berikutnya adalah proses pengelompokan. Pada penelitian ini, metode yang digunakan ada dua metode yaitu metode *K-Means* dan *K-Medoids*. Pada setiap nilai k yang digunakan untuk kedua metode kemudian dibandingkan performansinya berdasarkan nilai *Sum Square Error* (SSE)-nya. Nilai k yang digunakan pada penelitian ini adalah $k = 2, 3, 4, \dots, 12$.



Gambar 3 . Blok Diagram Penelitian Perbandingan Metode K-Means dan K-Medoids untuk Pengelompokan Data Titik Panas Bumi

Proses pengelompokan data titik panas bumi dengan dataset $S = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ menjadi k kelompok, algoritma *K-Means* yang digunakan mengikuti [20],[26]:

- k data dari S dipilih secara acak menjadi pusat kluster awal atau sering disebut *centroid*
- Menghitung jarak semua data dari S terhadap semua pusat kluster. Pada penelitian ini jarak dihitung menggunakan *Euclidean distance*. Maka jarak titik x_1 ke x_2 mengikuti persamaan 1:

$$d(x_1, x_2) = \sqrt{\sum_{i=1}^n \|x_{1i} - x_{2i}\|^2} \quad (1)$$

dengan jumlah komponen atau atribut tiap data adalah sebanyak n .

- Mengelompokan data dengan menempatkan data tersebut ke dalam kelompok yang pusat klasternya terdekat.
- Menentukan pusat kluster baru setiap kluster berdasarkan data dalam setiap kluster. Pusat kluster baru diperoleh dari *mean* (rata-rata) dalam kluster tersebut.
- Mengulangi langkah b,c dan d hingga pusat kluster tidak berubah.

Proses pengelompokan data titik panas bumi dengan dataset $S = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ menjadi k kelompok, algoritma *K-Medoids* yang digunakan mengikuti [32]:

- Memilih secara acak k objek untuk dijadikan pusat kluster (*medoid*)
- Menghitung kedekatan *medoid* dengan objek selain *medoid* dengan menggunakan *Euclidean distance* sesuai persamaan 1. Penempatan objek dalam suatu kluster berdasarkan *medoid* terdekat.
- Memilih secara acak objek *non medoid* untuk tiap kluster untuk dijadikan kandidat *medoid* baru.
- Menghitung kedekatan *medoid* baru dengan objek selain *medoid* seperti langkah b.
- Menghitung selisih jarak total ($S_{total\ dist.}$), sesuai persamaan 2:

$$S_{total\ dist.} = total\ dist._i - total\ dist._{i-1} \quad (2)$$

dengan $total\ dist._i$ merupakan total jarak pada langkah d sedangkan $total\ dist._{i-1}$ merupakan total jarak pada langkah b.

- f. Apabila $S_{total\ dist.} > 0$ maka iterasi berhenti, jika sebaliknya diulangi langkah c sampai langkah f hingga $S_{total\ dist.} > 0$.

Evaluasi klastering pada penelitian ini dengan menghitung nilai SSE. Penentuan nilai SSE hasil klasterisasi mengikuti persamaan 3 [33]:

$$SSE = \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in C_i}^n d(x_j, z_i)^2 \tag{3}$$

dengan k merupakan jumlah klaster, setiap data dalam klaster C_i dinotasikan $x_j \in C_i$ dan $d(x_j, z_i)$ merupakan jarak antara data x_j dengan z_i yang merupakan pusat klaster C_i . Dari nilai SSE dapat diketahui nilai k optimal dengan metode *Elbow*.

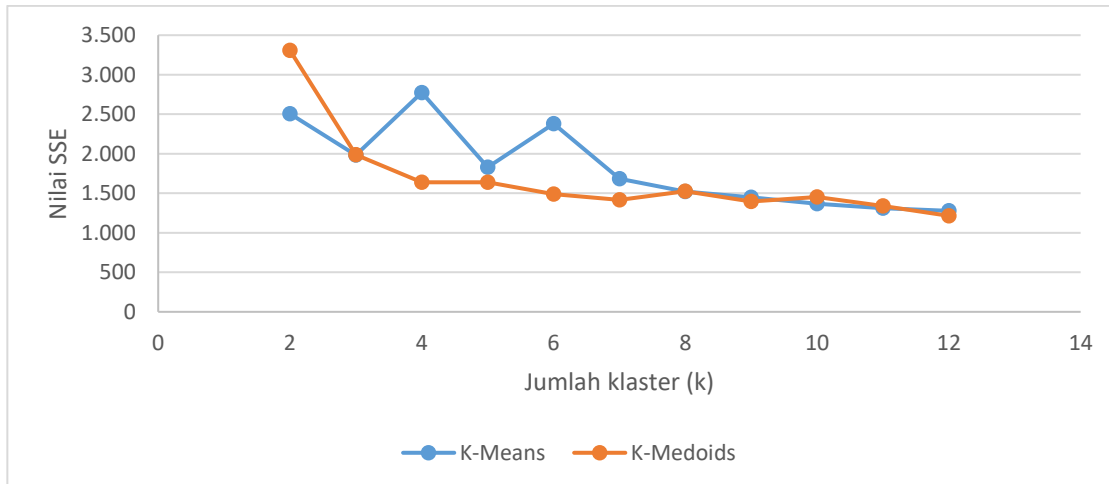
4 HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil penelitian perbandingan metode *K-Means* dan *K-medoids* untuk pengelompokan titik panas bumi di Kalimantan ditunjukkan seperti Tabel 1. Dari Tabel 1. dapat diketahui performansi dari kedua metode K-Means maupun K-Medoids dengan nilai $k = 2,3,4,\dots,12$. Performansi kedua metode dievaluasi berdasarkan nilai SSE. Berdasarkan hasil tersebut performansi K-Medoids secara rata-rata menunjukkan hasil yang lebih baik dibandingkan K-Means.

Tabel 1. Perbandingan Performansi Pengelompokan *K-Means* dan *K-Medoids*

Jumlah klaster	Nilai SSE	
	K-Means	K-Medoids
2	2.506	3.307
3	1.982	1.986
4	2.774	1.639
5	1.831	1.641
6	2.380	1.488
7	1.682	1.418
8	1.522	1.524
9	1.448	1.395
10	1.368	1.453
11	1.311	1.340
12	1.278	1.215
Rata-rata	1.826	1.673

Berdasarkan hasil SSE pada Tabel 1. dapat diketahui nilai k optimal dengan menggunakan metode *Elbow* seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4. Berdasarkan Gambar 4, k optimal pada metode *K-Means* yaitu pada $k=5$ dengan $SSE=1831$. Sedangkan pada *K-Medoids*, k optimal pada $k=3$ dengan nilai $SSE=1986$. Berdasarkan nilai k optimal metode *K-Means* memberikan variasi pengelompokan lebih besar dan memberikan performansi lebih baik pada k optimalnya.



Gambar 4. Grafik *Elbow* pengelompokan titik panas bumi dengan variasi nilai $k = 2,3,4,\dots,12$

5 KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performansi metode K-Means dan *K-medoids* dalam mengelompokan data titik panas bumi di Kalimantan. Berdasarkan hasil penelitian ini, metode *K-means* memberikan variasi kelompok lebih besar serta nilai SSE yang lebih baik daripada metode *K-Medoids* pada jumlah kluster optimalnya. Namun secara keseluruhan hasil penelitian metode *K-Medoids* memiliki nilai rata-rata SSE lebih baik daripada *K-Means*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Sepriando and R. Heru Jatmiko, "Deteksi Kebakaran Hutan dan Lahan Menggunakan Citra Satelit Himawari-8 di Kalimantan Tengah," 2019. [Online]. Available: <https://worldview.earthdata.nasa.gov>
- [2] F. S. Pratiwi, "Data Luas Karhutla di Indonesia hingga Oktober 2023," Data Indonesia.id. Accessed: Apr. 16, 2024. [Online]. Available: <https://dataindonesia.id/varia/detail/data-luas-karhutla-di-indonesia-hingga-oktober-2023>.
- [3] B. Parsaulian, "Analisis Kebijakan Dalam Upaya Penegakan Hukum Lingkungan Hidup Di Indonesia," *Jurnal Reformasi Administrasi*, vol. 56, no. 1, pp. 56–62, 2020, [Online]. Available: <http://ojs.stiami.ac.id>
- [4] S. T. Maulia, "Analisis Dampak Polusi Udara Akibat Kebakaran Hutan Dan Lahan Serta Upaya Pengurangannya Dalam Mempertahankan Ketahanan Energi," *Jurnal Ketahanan Nasional*, vol. 29, no. 3, Jan. 2024, doi: 10.22146/jkn.92761.
- [5] N. Bilqis, "Analisis Dampak Kasus Kebakaran Hutan di Indonesia Terhadap Hubungan Diplomatik Indonesia dengan Malaysia dan Singapura," 2020. [Online]. Available: <https://www.liputan6.com/global/read/3121144/masa-depan-hubungan-ri-singapura>
- [6] F. W. Ardita and F. X. S. Sadewo, "Konstruksi Sosial Masyarakat Desa Pajengdalam Menjamin Kesehatan Pernafasan Akibat Kebakaran Hutan," *Jurnal Sains, Sosial dan Humaniora*, vol. 2, no. 1, pp. 119–122, 2022, Accessed: Nov. 04, 2024. [Online]. Available: <https://www.jurnal.umm.ac.id/index.php/jssh/article/view/915/831>
- [7] D. Handayani *et al.*, "Pengaruh Inhalasi NO₂ terhadap Kesehatan Paru," *Cermin Dunia Kedokteran*, vol. 138, pp. 17–22, 2003.
- [8] F. U. Najicha, I. Gusti, A. Ketut, and R. Handayani, "Analysis of Law Enforcement and Control Effort About Forest fire in West Kalimantan Province," 2021, doi: 10.33172/jmb.v7i1.692.
- [9] R. R. Muhima, M. Kurniawan, S. R. Wardhana, and A. Yudhana, "An improved clustering based on K-means for hotspots data," *International Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 31, no. 2, pp. 1109–1117, 2023, doi: 10.11591/ijeecs.v31.i2.pp1109-1117.

- [10] K. Pratama Simanjuntak and U. Khaira, "Pengelompokan Titik Api di Provinsi Jambi dengan Algoritma Agglomerative Hierarchical Clustering," vol. 1, pp. 7–16, 2021.
- [11] R. R. Muhima, M. Kurniawan, S. R. Wardhana, A. Yudhana, and Sunardi, "GA polygamy clustering on active fire data in Kalimantan Province," *AIP*, Jun. 2023, p. 020003. doi: 10.1063/5.0140522.
- [12] P. Mimboro, K. Kusriani, and A. D. Laksito, "Spatial Hotspot Data and Weather for Forest Fire Data Clustering," in *ICOIACT 2022 - 5th International Conference on Information and Communications Technology: A New Way to Make AI Useful for Everyone in the New Normal Era, Proceeding*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2022, pp. 160–165. doi: 10.1109/ICOIACT55506.2022.9971884.
- [13] H. Syahputra, "Clustering Tingkat Penjualan Menu (Food and Beverage) Menggunakan Algoritma K-Means," *Jurnal KomtekInfo*, pp. 29–33, Mar. 2022, doi: 10.35134/komtekinfo.v9i1.274.
- [14] R. R. Muhima, M. Kurniawan, S. R. Wardhana, A. Yudhana, and Sunardi, *Kupas Tuntas Algoritma Clustering Konsep, Perhitungan Manual dan Program*, I. Penerbit Andi, 2022.
- [15] Haris Kurniawan, Sarjon Defit, and Sumijan, "Data Mining Menggunakan Metode K-Means Clustering Untuk Menentukan Besaran Uang Kuliah Tunggal," *Journal of Applied Computer Science and Technology*, vol. 1, no. 2, pp. 80–89, Dec. 2020, doi: 10.52158/jacost.v1i2.102.
- [16] S. Dewi, S. Defit, and Y. Yuhandri, "Akurasi Pemetaan Kelompok Belajar Siswa Menuju Prestasi Menggunakan Metode K-Means," *Jurnal Sistim Informasi dan Teknologi*, pp. 28–33, Mar. 2021, doi: 10.37034/jsisfotek.v3i1.40.
- [17] D. F. Pasaribu, I. S. Damanik, E. Irawan, Suhada, and H. S. Tambunan, "Memanfaatkan Algoritma K-Means Dalam Memetakan Potensi Hasil Produksi Kelapa Sawit PTPN IV Marihat," *BIOS : Jurnal Teknologi Informasi dan Rekayasa Komputer*, vol. 2, no. 1, pp. 11–20, Mar. 2021, doi: 10.37148/bios.v2i1.17.
- [18] D. Marcelina, A. Kurnia, and T. Terttiaavini, "Analisis Klaster Kinerja Usaha Kecil dan Menengah Menggunakan Algoritma K-Means Clustering," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 3, no. 2, pp. 293–301, Nov. 2023, doi: 10.57152/malcom.v3i2.952.
- [19] M. A. Sembiring *et al.*, "Penerapan Metode Algoritma K-Means Clustering untuk Pemetaan Penyebaran Penyakit Demam Berdarah Dengue (DBD)," 2021. [Online]. Available: <http://jurnal.goretanpena.com/index.php/JSSR>
- [20] S. S. Yu, S. W. Chu, C. M. Wang, Y. K. Chan, and T. C. Chang, "Two improved k-means algorithms," *Applied Soft Computing Journal*, vol. 68, pp. 747–755, Jul. 2018, doi: 10.1016/j.asoc.2017.08.032.
- [21] H.-S. Park and C.-H. Jun, "A simple and fast algorithm for K-medoids clustering," *Expert Syst Appl*, vol. 36, no. 2, pp. 3336–3341, Mar. 2009, doi: 10.1016/j.eswa.2008.01.039.
- [22] P. Jain, S. C. P. Coogan, S. G. Subramanian, M. Crowley, S. Taylor, and M. D. Flannigan, "A review of machine learning applications in wildfire science and management," 2020, *Canadian Science Publishing*. doi: 10.1139/er-2020-0019.
- [23] A. Harmain, H. Kurniawan, and D. Maulina, "Normalisasi Data Untuk Efisiensi K-Means Pada Pengelompokan Wilayah Berpotensi Kebakaran Hutan Dan Lahan Berdasarkan Sebaran Titik Panas," *Teknimedia*, vol. 2, no. 2, pp. 83–89, 2021.
- [24] A. Ghosal, A. Nandy, A. K. Das, S. Goswami, and M. Panday, "A Short Review on Different Clustering Techniques and Their Applications," 2020, pp. 69–83. doi: 10.1007/978-981-13-7403-6_9.
- [25] N. A. Khairani and E. Sutoyo, "Application of K-Means Clustering Algorithm for Determination of Fire-Prone Areas Utilizing Hotspots in West Kalimantan Province," *International Journal of Advances in Data and Information Systems*, vol. 1, no. 1, pp. 9–16, Apr. 2020, doi: 10.25008/ijadis.v1i1.13.
- [26] A. Saxena *et al.*, "A review of clustering techniques and developments," *Neurocomputing*, vol. 267, pp. 664–681, Dec. 2017, doi: 10.1016/j.neucom.2017.06.053.

- [27] H. Pohan, M. Zarlis, E. Irawan, H. Okprana, and Y. Pranayama, “Penerapan Algoritma K-Medoids dalam Pengelompokan Balita Stunting di Indonesia,” *JUKI: Jurnal Komputer dan Informatika*, vol. 3, no. 2, pp. 97–104, Nov. 2021, doi: 10.53842/juki.v3i2.69.
- [28] I. F. Tarigan, D. Hartama, and S. Saragih, “Penerapan Data Mining Pada Prediksi Kelayakan Pemohon Kredit Mobil Dengan K-Medoids Clustering,” *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer*, vol. 1, no. 4, pp. 170–179, 2021, [Online]. Available: <https://djournals.com/klik>
- [29] M. Herviany, S. Putri Delima, T. Nurhidayah, and K. Kasini, “Perbandingan Algoritma K-Means dan K-Medoids untuk Pengelompokan Daerah Rawan Tanah Longsor Pada Provinsi Jawa Barat,” *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 1, no. 1, pp. 34–40, Mar. 2021, doi: 10.57152/malcom.v1i1.60.
- [30] E. Herman, K. E. Zsido, and V. Fenyves, “Cluster Analysis with K-Mean versus K-Medoid in Financial Performance Evaluation,” *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 12, no. 16, Aug. 2022, doi: 10.3390/app12167985.
- [31] A. Entezami, H. Sarmadi, and B. Saeedi Razavi, “An innovative hybrid strategy for structural health monitoring by modal flexibility and clustering methods,” *J Civ Struct Health Monit*, vol. 10, no. 5, pp. 845–859, Nov. 2020, doi: 10.1007/s13349-020-00421-4.
- [32] R. Wahyusari, S. Tinggi, and T. Ronggolawe, “Penerapan Algoritma K-Medoids Untuk Mengelompokkan Status Obesitas,” 2024.
- [33] R. R. Muhima, M. Kurniawan, S. R. Wardhana, A. Yudhana, and Sunardi, “n-Mating Effect on Genetic Algorithm-Based Clustering Performance for Hotspots Data,” *Proceeding - IEEE International Conference on Communication, Networks and Satellite, COMNETSAT 2022*, pp. 212–215, 2022, doi: 10.1109/COMNETSAT56033.2022.9994400.