

Integrasi Algoritma DBSCAN Dengan Sistem Informasi Geografis Untuk Mengidentifikasi Cluster Wilayah Rawan Kebakaran Provinsi Riau

Integration of the DBSCAN Algorithm with a Geographic Information System to Identify Clusters of Fire Prone Areas in Riau Province

Chairun Nas*¹, Khairul Fajri Ilahi ², Boy Sandy Dwi Nugraha³

^{1,2}Program Studi S1 Sistem Informasi, Universitas Riau

³Program Studi D3 Manajemen Informatika, Universitas Riau

E-mail: ¹chairun.nas@lecturer.unri.ac.id, ²khairulfajriilahi@lecturer.unri.ac.id,

³boysandy@lecturer.unri.ac.id

Abstrak

Provinsi Riau merupakan salah satu wilayah di Indonesia yang rawan terjadi kebakaran hutan dan lahan (karhutla), terutama saat musim kemarau. Identifikasi pola sebaran wilayah rawan kebakaran secara akurat sangat penting dalam mendukung upaya mitigasi dan penanganan bencana. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola spasial (cluster) wilayah rawan kebakaran hutan dan lahan (karhutla) di Provinsi Riau menggunakan algoritma Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN) yang terintegrasi dengan Sistem Informasi Geografis (SIG). Penelitian ini menggunakan data NASA-MODIS yang diambil dari tahun 2020 sampai 2024 dengan record 840 data. Hasil analisis menunjukkan DBSCAN mampu mengelompokkan titik hotspot secara efektif, dengan Cluster 2 menjadi klaster terbesar yang mencakup 297 titik karhutla di Bengkalis, Rokan Hilir, dan Dumai. Banyaknya titik pada klaster ini disebabkan oleh frekuensi karhutla yang tinggi antara tahun 2020 hingga 2024. Meskipun demikian, Cluster 7 menunjukkan kualitas kepadatan terbaik dengan nilai Silhouette Coefficient sebesar 0,872, mengungguli Cluster 2 yang memiliki nilai 0,638. Nilai rata-rata Silhouette Coefficient secara keseluruhan adalah 0,683, mengindikasikan bahwa pemodelan klaster cukup optimal. Sebanyak 57 titik hotspot dikategorikan sebagai noise, namun tetap memberikan gambaran tentang sebaran karhutla yang tersebar. Visualisasi peta berbasis SIG mengungkapkan bahwa sebagian besar titik kebakaran berada di lahan gambut dan area vegetasi kering yang konsisten dari tahun ke tahun. Hasil penelitian menegaskan bahwa penggunaan parameter DBSCAN yang tepat (epsilon dan minPts) menghasilkan visualisasi spasial yang akurat dan mendukung strategi mitigasi serta pengawasan ke-bakaran berbasis wilayah prioritas secara lebih efektif dan terarah.

Kata kunci: Cluster, DBSCAN, SIG, Karhutla, Spasial

Abstract

Riau Province is one of the regions in Indonesia that is prone to forest and land fires (karhutla), especially during the dry season. Accurately identifying the distribution patterns of fire-prone areas is crucial in supporting disaster mitigation and management efforts. This study aims to identify the spatial patterns (Cluster) of forest and land fire-prone areas (karhutla) in Riau Province using the Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN) algorithm integrated with a Geographic Information System (GIS). This study uses NASA-MODIS data taken from 2020 to 2024 with 840 data records. The analysis results show that DBSCAN is able to effectively group hotspots, with Cluster 2 being the largest cluster covering 297 karhutla points in Bengkalis, Rokan Hilir, and Dumai. The large number of points in this cluster is due to the high frequency of forest and land fires between 2020 and 2024. However, Cluster 7 shows the best density quality with a Silhouette Coefficient value of 0.872, surpassing

Cluster 2 which has a value of 0.638. The overall average Silhouette Coefficient value is 0.683, indicating that the cluster modeling is quite optimal. A total of 57 hotspots are categorized as noise, but still provide a picture of the distribution of forest and land fires. GIS-based map visualization reveals that most fire hotspots are located in peatlands and dry vegetation areas that are consistent from year to year. The results of the study confirm that the use of appropriate DBSCAN parameters (epsilon and minPts) produces accurate spatial visualization and supports more effective and targeted mitigation strategies and fire monitoring based on priority areas.

Keywords: Cluster, DBSCAN, GIS, Forest and Land Fires, Spatial

1. PENDAHULUAN

Provinsi Riau adalah satu kawasan di Indonesia yang sering kali menghadapi bencana kebakaran hutan dan lahan (karhutla) dalam skala besar, terutama pada musim kemarau. Tercatat berdasarkan kementerian kehutanan republik Indonesia pada tahun 2024, terdapat 11.027 hektar lahan di provinsi Riau yang mengalami karhutla. Kebakaran ini tidak hanya merusak ekosistem, namun juga menimbulkan krisis lingkungan, sosial, dan kesehatan akibat kabut asap yang ditimbulkannya [1]. Salah satu permasalahan yang terjadi dalam penanggulangan karhutla di provinsi Riau adalah belum optimalnya pemetaan wilayah rawan kebakaran di provinsi riau. Berdasarkan laporan dari Badan Nasional Penanggulangan Bencana (BNPB), karhutla di Riau cenderung bersifat berulang dan berpola, sehingga analisis spasial untuk mengidentifikasi wilayah rawan kebakaran menjadi belum efektif, belum akurat dan belum dinamis [2]. Selain dari itu, pendekatan konvensional dalam mendeteksi wilayah rawan kebakaran masih kurang efektif karena tidak mampu mengidentifikasi pola klaster spasial yang kompleks dari titik-titik kebakaran yang tersebar. Oleh karena itu, dibutuhkan pendekatan algoritma pemodelan spasial seperti *Density-Based Spatial Clustering of Application with Noise* (DBSCAN) yang didukung dengan teknologi Sistem Informasi Geografis (SIG).

SIG merupakan gabungan perangkat keras, perangkat lunak, data spasial dan atribut yang dirancang untuk menangani, menganalisis, menyajikan, dan memetakan informasi berbasis lokasi dalam berbagai bidang, salah satunya kebencanaan seperti karhutla [3]. Teknologi SIG memungkinkan integrasi dan analisis data spasial secara dinamis, sehingga dapat memberikan gambaran yang lebih komprehensif terkait persebaran titik panas, tutupan lahan, dan kondisi wilayah yang berpotensi mengalami karhutla. Integrasi dan analisis data spasial dalam SIG dapat digunakan dengan menggunakan metode *Clustering* untuk mengoptimalkan pengelompokan wilayah dan deteksi dini karhutla di provinsi riau.

Metode *Clustering* merupakan teknik dalam data mining yang bertujuan untuk mengelompokkan sekumpulan objek atau data ke dalam kelompok berdasarkan kemiripan fitur atau karakteristiknya, tanpa memerlukan label sebelumnya [4]. *Clustering* membagi data menjadi beberapa grup sedemikian rupa sehingga objek dalam satu kelompok memiliki kemiripan tinggi, dan jauh berbeda dari objek di kelompok lain. *Clustering* dalam SIG digunakan untuk mengungkap pola spasial seperti hotspot bencana, sehingga tidak hanya menampilkan visual spasial, tetapi juga divalidasi secara kuantitatif untuk mendukung pengambilan keputusan [5]. Salah satu algoritma dalam metode *clustering* yang dapat di implementasikan dalam

SIG yaitu DBSCAN. DBSCAN merupakan algoritma *Clustering* berbasis kepadatan yang mampu menemukan kelompok data dengan bentuk arbitrer serta mendeteksi *outlier* secara efektif [6][7]. Algoritma DBSCAN mampu mendeteksi pengelompokan atau klaster spasial yang tidak tetap seiring berjalannya waktu, seperti data geospasial yang merekam pergerakan objek dalam jangka waktu tertentu, data kebakaran hutan yang berkaitan dengan lokasi geografis dan waktu, data monitoring perubahan iklim, atau data lainnya yang memiliki unsur temporal yang penting [8]. Selain itu, algoritma DBSCAN sering dimanfaatkan untuk klasifikasi berbasis kepadatan serta mengenali data yang memiliki jumlah minimum dalam jangkauan tertentu, dan menentukan apakah data tersebut tergolong dalam kelompok kepadatan spesifik. [9].

Tujuan penelitian ini adalah untuk menerapkan metode analisis spasial berbasis DBSCAN untuk mengidentifikasi pola klaster hotspot sebagai indikasi distribusi area rawan kebakaran, sekaligus menganalisis parameter algoritma agar sesuai karakteristik provinsi Riau yang di dukung dengan teknologi SIG. selain dari itu, menghasilkan rekomendasi berdasarkan parameter algoritma DBSCAN yang disesuaikan dengan provinsi Riau, serta mendukung strategi mitigasi dini dan penyiapan zona tanggap darurat di tingkat provinsi. Maka mengintegrasikan algoritma DBSCAN dengan SIG, dapat memvisualisasikan pemetaan karhutla provinsi Riau dengan pola pengelompokan hotspot yang lebih optimal.

Penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, algoritma DBSCAN diterapkan untuk menganalisis data terkait pengendalian kebakaran hutan di provinsi Riau dengan fokus pada kepadatan titik panas. Data yang digunakan dalam studi ini terdiri dari titik panas MODIS yang dikelompokkan menjadi 4 *cluster* dengan parameter *epsilon* sebesar 1.5 dan *minpts* sebanyak 6. Analisis yang dilakukan dengan algoritma DBSCAN menunjukkan bahwa *cluster* 4 memiliki 7 anggota yang saling berdekatan dan membentuk kelompok dengan kepadatan titik panas yang sangat tinggi. Pengujian untuk memvalidasi klaster menggunakan *Silhouette Coefficient* menunjukkan hasil terbaik, yaitu 0.8460479 atau 84,6%. Berdasarkan hasil analisis ini, pengendalian dapat dilakukan pada area yang masuk dalam *cluster* 4 jika titik panas tersebut tumbuh dan berisiko menimbulkan kebakaran hutan [9].

Algoritma *Naïve Bayes* pernah diterapkan dalam studi untuk mengidentifikasi keberadaan titik panas kebakaran hutan di Kabupaten Pelalawan. Penelitian ini memanfaatkan kumpulan data mengenai kebakaran hutan di Kabupaten Pelalawan dari tahun 2015 hingga 2019, dengan analisis mencakup suhu, kelembaban, curah hujan, kecepatan angin, dan kategori. Hasil penelitian menunjukkan bahwa akurasi prediksi kebakaran hutan dan lahan di Kabupaten Pelalawan pada tahun 2019 mencapai 96,95%. Dengan demikian, temuan ini memungkinkan untuk meramalkan keberadaan titik panas di masa mendatang serta melakukan upaya pencegahan sebelum kebakaran hutan dan lahan terjadi [10]. Penggunaan algoritma *Naïve Bayes* dan Algoritma DBSCAN menghasilkan akurasi yang tinggi namun memiliki tujuan yang berbeda. Algoritma *Naïve Bayes* melakukan klasifikasi dengan dataset berupa data-data kuantitatif. Sedangkan algoritma DBSCAN melakukan pengelompokan data spasial berupa *latitude* dan *longitude*.

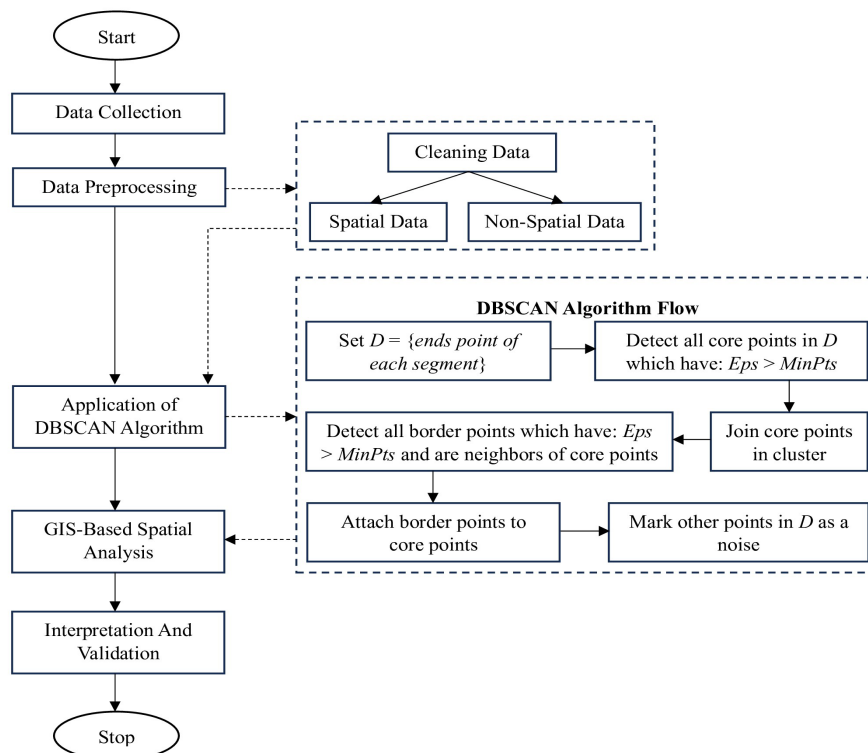
Penelitian lain dalam penanganan karhutla adalah aplikasi SIG untuk pemetaan bahaya kebakaran hutan dan lahan di kota Dumai. Data yang digunakan adalah peta jenis tanah, peta penggunaan lahan dan peta curah hujan kota Dumai

yang diambil dari citra *landsat* 8 dan *software* ArcGIS 10.4 untuk pemetaan secara digital. Data tersebut diolah untuk dipetakan dengan pembagian jenis lahan yaitu lahan terbuka dengan luas 75,08%, kemudian hutan dengan luas 19,19%, dan kebun/perkebunan dengan luas 5,73%. Penelitian ini menghasilkan SIG yang memperlihatkan tingkat resiko kebakaran hutan dan lahan di Kota Dumai, di mana 19,20% area, masuk ke dalam kategori bahaya kebakaran hutan dan lahan tingkat sedang, sedangkan 80,20% dari total luas wilayahnya dikategorikan sebagai bahaya kebakaran hutan dan lahan tingkat tinggi. [11].

Berdasarkan penelitian yang telah dibahas sebelumnya, penggunaan algoritma DBSCAN cocok digunakan untuk pengelompokan hotspot karhutla dan menghasilkan pola yang dapat memprediksi terjadinya karhutla di provinsi Riau. Kebaruan dalam penelitian ini adalah pemetaan wilayah provinsi Riau kedalam bentuk aplikasi SIG dan analisis algoritma DBSCAN berupa pengelompokan hotspot karhutla yang di visualisasikan melalui SIG. Maka dengan integrasi algoritma DBSCAN dan SIG diharapkan dapat mendeteksi pola spasial dengan visualisasi SIG dan membantu pengambilan keputusan strategis dalam pencegahan dan penanggulangan kebakaran hutan di provinsi Riau.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Dalam penelitian ini, langkah awal yang akan dilakukan adalah melakukan pengumpulan data yang berkaitan dengan implementasi algoritma DBSCAN yang terintegrasi dengan SIG. Data yang telah dikumpulkan selanjutnya dilakukan *preprocessing* untuk melakukan pembersihan data, sehingga menghasilkan data spasial dan non spasial. Data yang telah terbentuk dilakukan pengaplikasian algoritma DBSCAN sehingga menghasilkan analisis identifikasi karhutla di provinsi Riau. Hasil analisis selanjutnya di implementasikan kedalam SIG sehingga menampilkan visual hotspot karhutla disetiap wilayah provinsi Riau. Adapun gambaran metodologi penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Metodologi Penelitian

2.1. Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini, data yang digunakan adalah data *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS) dari titik panas atau hotspot karhutla yang terjadi di provinsi Riau dari selang waktu Januari 2020 sampai dengan Desember 2024. Hotspot merujuk pada suatu piksel yang menunjukkan nilai suhu melebihi batas tertentu (*threshold*) dari analisis citra satelit, yang bisa dimanfaatkan sebagai tanda terjadinya kebakaran hutan dan lahan [12]. Hotspot di suatu lokasi dengan temperatur tinggi digambarkan dalam bentuk titik yang memiliki koordinat dengan cara menganalisis data MODIS melalui tujuh spektrum gelombang elektromagnetik. Ini termasuk *spektrum thermal* pada $4\mu\text{m}$, $11\mu\text{m}$, dan $12\mu\text{m}$, serta reflektansi pada spektrum $0.65\mu\text{m}$, $0.86\mu\text{m}$, dan $2.1\mu\text{m}$. Pendekatan ini bertujuan untuk mengurangi pengaruh gangguan awan, refleksi cahaya matahari di atas lautan, pesisir, dan area deforestasi [9].

Data MODIS yang dimanfaatkan memiliki resolusi 1000m serta mencakup saluran reflektansi dan radiasi, dengan pantauan permukaan yang menyimpan hasil citra terkait perlindungan ozon, partikel awan, suhu atmosfer, dan suhu permukaan. Sensor MODIS memiliki 36 saluran spektrum (*spectral band*) atau kelompok berdasarkan panjang gelombang. Produk MODIS dicatat oleh sensor kembar yang berada pada satelit *Aqua* dan *Terra* [13]. Data MODIS dalam penelitian ini diperoleh dari FIRMS NASA (<https://firms.modaps.eosdis.nasa.gov/>), serta Sistem Pemantauan Karhutla dari Kementerian Kehutanan Republik Indonesia (<https://sipongi.menlhk.go.id/>).

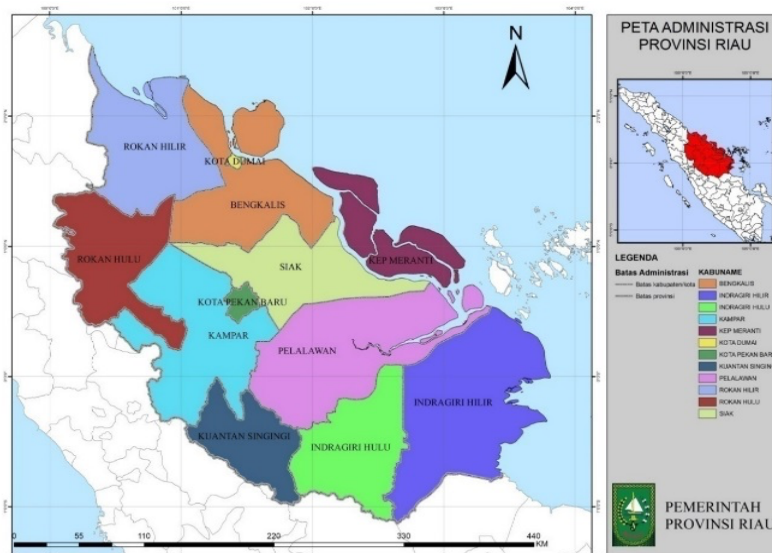
2.2. Pra Pemrosesan Data

Dalam pra pemrosesan data, dilakukan proses cleaning data untuk membagi data kedalam data spasial dan data non-spasial. Data spasial berisikan lokasi atau posisi pada permukaan bumi lengkap dengan informasi atributnya seperti bentuk titik (*point*), garis (*line*), atau area (*polygon*), serta dapat dianalisis berdasarkan hubungan keruangan antar objek tersebut [14]. Data spasial dalam penelitian ini berisikan luas wilayah dan batasan wilayah yang divisualisasikan dalam bentuk peta. Adapun data spasial yang telah di peroleh dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Pembagian Wilayah Provinsi Riau

| No | Kabupaten/Kota | Ibu Kota | Luas Wilayah (km ²) |
|----|------------------------|--------------------|---------------------------------|
| 1 | Kab. Bengkalis | Bengkalis | 8.612,56 |
| 2 | Kab. Indragiri Hilir | Tembilahan | 13.136,14 |
| 3 | Kab. Indragiri Hulu | Rengat | 8.198,71 |
| 4 | Kab. Kampar | Bangkinang | 11.289,28 |
| 5 | Kab. Kepulauan Meranti | Selatpanjang | 3.144,18 |
| 6 | Kab. Kuantan Singingi | Tlk. Kuantan | 7.656,03 |
| 7 | Kab. Pelalawan | Pangkalan Kerinci | 13.408,72 |
| 8 | Kab. Rokan Hulu | Pasir Pengaraian | 7.588,13 |
| 9 | Kab. Rokan Hilir | Bagansiapiapi | 9.068,63 |
| 10 | Kab. Siak | Siak Sri Indrapura | 8.556,09 |
| 11 | Kota Pekanbaru | Pekanbaru | 632,26 |
| 12 | Kota Dumai | Dumai | 2.065,59 |

Pada Tabel 1 dapat dilihat pembagian wilayah kabupaten dan kota yang ada di provinsi Riau, dengan total kabupaten dan kota sebanyak 12 wilayah. Selanjutnya visualisasi atau peta dasar dari provinsi Riau sebagai pedoman pemetaan digital dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Peta Pembagian Wilayah Provinsi Riau

Pada gambar 2 dapat dilihat peta pembagian wilayah yang ada di provinsi Riau. Sedangkan data non spasial berisikan data atribut yang tidak mengandung informasi koordinat atau lokasi geografis, melainkan berupa keterangan deskriptif atau numerik terkait karakteristik suatu objek seperti jumlah penduduk, jenis

tanah, tingkat pendidikan, kesehatan masyarakat, maupun data ekonomi dan sosial lain [15]. Data non spasial dalam penelitian ini berisikan luas daerah yang terindikasi karhutla sepanjang tahun 2020 sampai tahun 2024 seperti pada Tabel 2.

Tabel 2. Indikasi Luas Karhutla Provinsi Riau

| No | Kabupaten/Kota | 2020 | 2021 | 2022 | 2023 | 2024 |
|--------------|------------------------|---------------|--------------|--------------|----------------|-----------------|
| 1 | Kab. Bengkalis | 4.728 | 2.478 | 273 | 1.322,7 | 565,8 |
| 2 | Kab. Indragiri Hilir | 633 | 407 | 11 | 1.005,4 | 1.018,6 |
| 3 | Kab. Indragiri Hulu | 440 | 91 | 394 | 1.799,9 | 2.222,1 |
| 4 | Kab. Kampar | 19 | 83 | 155 | 529,5 | 585,3 |
| 5 | Kab. Kepulauan Meranti | 4.394 | 600 | 3 | 99,9 | 1.940,6 |
| 6 | Kab. Kuantan Singingi | 88 | 0 | 45 | 126,1 | 254,6 |
| 7 | Kab. Pelalawan | 2.149 | 2.157 | 657 | 676,1 | 1.982 |
| 8 | Kab. Rokan Hulu | 1.170 | 1.686 | 2.079 | 721,3 | 1.130,3 |
| 9 | Kab. Rokan Hilir | 0 | 72 | 800 | 174,2 | 393,9 |
| 10 | Kab. Siak | 562 | 433 | 18 | 37,6 | 380,1 |
| 11 | Kota Pekanbaru | 0 | 0 | 17 | 2,55 | 0,48 |
| 12 | Kota Dumai | 1.252 | 963 | 461 | 771,2 | 553,6 |
| Total | | 15.443 | 8.970 | 4.930 | 7.269,5 | 11.027,9 |

Pada Tabel 2 dapat dilihat luas kebakaran hutan di setiap wilayah yang ada di provinsi Riau. Berdasarkan data spasial dan data non spasial yang telah di peroleh, selanjutnya dilakukan integrasi untuk memperoleh data yang akan diolah menggunakan algoritma DBSCAN. Hasil integrasi data tersebut menghasilkan data NASA-MODIS pada Tabel 3.

Tabel 3. Data NASA-MODIS Hotspot Kebakaran Hutan dan Lahan Provinsi Riau

| No | Kab / Kota | Kecamatan | Desa | Tanggal | Waktu | Conf | Latitude | Longitude |
|------|------------------|----------------------|--------------------|------------|-----------|-------|----------|-----------|
| 1 | Indragiri Hulu | Batang Cenaku | Sanglap | 08-12-2024 | 14:35 WIB | High | -0,8455 | 102,31857 |
| 2 | Pelalawan | Ukui | Lb. Kembang Bunga | 08-12-2024 | 14:35 WIB | High | -0,1653 | 101,91852 |
| 3 | Kuantan Singingi | Kuantan Mudik | Pantai | 29-10-2024 | 14:14 WIB | High | -0,7937 | 101,64031 |
| 4 | Kuantan Singingi | Singingi Hilir | Sungaipaku | 29-10-2024 | 14:14 WIB | High | -0,1907 | 101,22372 |
| 5 | Rokan Hilir | Tanah Putih | Kel. Rantau Bais | 29-10-2024 | 21:42 WIB | High | 1,51329 | 101,16145 |
| 6 | Bengkalis | Pinggir | Buluh Apo | 27-10-2024 | 14:31 WIB | High | 1,11626 | 101,11208 |
| 7 | Bengkalis | Talang Muandau | Tasikserai | 27-10-2024 | 21:59 WIB | High | 1,34497 | 101,59251 |
| 8 | Indragiri Hulu | Batang Cenaku | Punti Anai | 27-10-2024 | 14:31 WIB | High | -0,7719 | 102,29215 |
| 9 | Indragiri Hulu | Batang Peranap | Pesajian | 27-10-2024 | 21:59 WIB | High | -0,6582 | 101,82879 |
| 10 | Kota Dumai | Dumai Timur | Kel. Tanjung Palas | 27-10-2024 | 21:59 WIB | High | 1,67208 | 101,47777 |
| 11 | Pelalawan | Langgam | Segati | 27-10-2024 | 14:31 WIB | High | -0,0665 | 101,61403 |
| | | | | | | | | |
| 840 | Dumai | Kec. Sungai Sembilan | Basilan Baru | 03-01-2020 | 03:50 WIB | High | 1,726 | 101,237 |

2.3. Algoritma DBSCAN

Algoritma DBSCAN melakukan pengelompokan berdasarkan densitas data dari parameter yang diberikan, yaitu jumlah data (*minPts*) yang ada dalam radius *epsilon* (ϵ) dari setiap titik data, dengan jumlah *cluster* yang terbentuk ditentukan oleh kedua parameter tersebut [16]. Selain dari itu, terdapat jarak *Euclidean* yang menghitung jarak antara titik satu ke titik *centroid* (*C*) dalam proses *clustering*. Adapun tahapan *clustering* dalam algoritma DBSCAN antara lain:

1. Menentukan nilai Minimal Points (*minPts*) dan *Epsilon* (*eps*).
2. Tentukan titik awal secara acak.

3. Hitung semua jarak titik (ϵ) menggunakan fungsi *euclidean distance* dengan persamaan:

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{d=1}^D (x_{id} - y_{id})^2} \quad (1)$$

Dimana d_{ij} adalah jarak *euclidean* antara objek i dan j , D adalah banyaknya dimensi variabel, x_{id} adalah koordinat dari objek i pada dimensi d , dan y_{id} adalah koordinat dari objek j pada dimensi d .

4. *Cluster* yang terbentuk berdasarkan kepadatan (*density*) data.
5. Jika titik yang terbentuk pada radius ϵ lebih dari sama dengan $minPts$, maka titik p adalah titik inti, dan terbentuk *cluster*.
6. Jika p adalah titik batas dan tidak ada titik yang densitasnya dapat dijangkau oleh p , maka proses dilanjutkan ke titik lain.
7. Ulangi Langkah ke 3 sampai 6 hingga membentuk *cluster* optimal.

2.4. Analisis Spasial Pada SIG

Analisis spasial dalam SIG merupakan Proses analisis untuk mengevaluasi, memvisualisasikan, dan menafsirkan data yang memiliki komponen geografis atau lokasi. Melalui integrasi data spasial (seperti peta, koordinat, dan batas wilayah) dengan data non-spasial (seperti statistik atau atribut deskriptif) yang telah diolah menggunakan algoritma DBSCAN, analisis ini memungkinkan identifikasi pola, hubungan, dan tren di permukaan bumi yang divisualisasikan secara digital. Visualisasi ini memungkinkan identifikasi wilayah prioritas dengan konsentrasi titik api tinggi, seperti daerah lahan gambut atau vegetasi kering yang rawan terbakar, sehingga mendukung pengambilan keputusan mitigasi kebakaran secara lebih efektif dan berbasis data spasial. Analisis tersebut mendukung pengambilan keputusan berbasis lokasi yang lebih akurat dan efisien, serta menghasilkan output berupa peta tematik, model spasial, atau visualisasi geostatistik yang informatif

2.5. Validasi

Dalam studi ini, validasi dilaksanakan melalui pengujian homogenitas dengan mengevaluasi mutu hasil pengelompokan dari setiap perhitungan jarak. Penilaian dilakukan dengan memanfaatkan rumus *Silhouette Coefficient* yang diawali dengan menghitung jarak rata-rata dari data ke- i terhadap seluruh data dalam kluster yang serupa [17]. Persamaan *Silhouette Coefficient* menggunakan rumus [18]:

$$SC(i) = \frac{b_i - a_i}{\max\{a_i, b_i\}}, i = 1, 2 \dots N$$

Dimana $SC(i)$ merupakan nilai *Silhouette Coefficient*. $a(i)$ merupakan jarak rata-rata antar titik i dengan seluruh titik dalam a (*cluster* dimana titik i berada). $b(i)$ merupakan jarak rata-rata antara titik i ke seluruh titik dalam *cluster* selain a .

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data dalam penelitian ini diperoleh dari sensor MODIS yang dapat mendeteksi anomali suhu tinggi yang menunjukkan adanya titik panas (hotspot), yang merupakan indikasi awal terjadinya kebakaran [19]. Data spasial dalam bentuk NASA-MODIS yang berisikan hotspot karhutla di provinsi Riau yang telah dilakukan pra pemrosesan data, selanjutnya dilakukan analisis menggunakan algoritma DBSCAN. Data NASA-MODIS yang diambil yaitu dari tahun 2020 sampai dengan

2024 dengan record 840 data dan terdiri dari 8 atribut yaitu Kabupaten/Kota, Kecamatan, Desa, Tanggal, Waktu, *Confidence*, *Latitude*, *Longitude*.

Atribut utama yang digunakan dalam analisis algoritma DBSCAN ini adalah *latitude* dan *longitude* dengan menggunakan metrik *haversine* (jarak dalam kilometer), dikarenakan data bersifat geografis. Langkah awal adalah menentukan parameter Jarak maksimum antara dua titik untuk dianggap tetangga atau *epsilon* (*eps*) dan Jumlah minimum titik dalam radius untuk membentuk sebuah *cluster* (*MinPts*) dengan menggunakan *Euclidean Distance*. Adapun *sourcecode python* untuk mencari nilai *Euclidean Distance* dapat dilihat pada *Source code 1*.

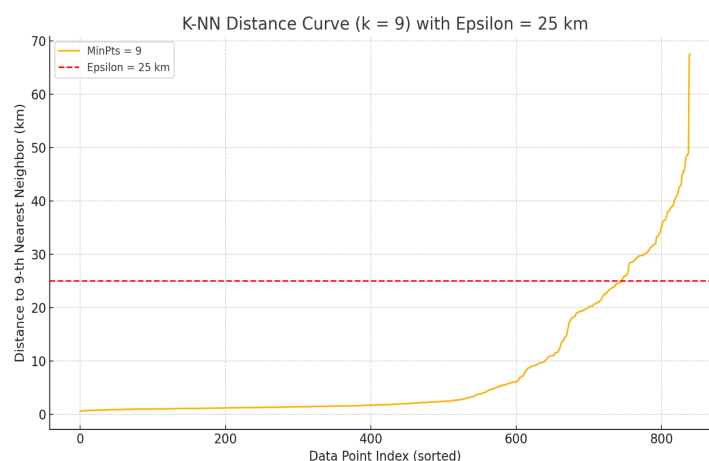
Source code 1. Euclidean Distance

```
Program Jurnal
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.neighbors import NearestNeighbors
df = pd.read_excel("NASA_MODIS_KARHUTLA.xlsx")
coords = df[['Latitude', 'Longitude']].values
minpts = 9

neigh = NearestNeighbors(n_neighbors = minpts, metric = 'euclidean')
nbrs = neigh.fit(coords)
distances, indices = nbrs.kneighbors(coords)
k_distances = np.sort(distances[:, -1])

plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.plot(k_distances, color='blue')
plt.title(f'k-Distance Graph (minPts = {minpts})')
plt.xlabel('Data points (sorted)')
plt.ylabel(f'Distance to {minpts}-th Nearest Neighbor')
plt.grid(True)
plt.tight_layout()
plt.show()
```

Berdasarkan hasil pencarian *Euclidean Distance* yang sudah dibuat menggunakan *python*, maka di hasilkan kurva *distance* seperti Gambar 3.



Gambar 3. Kurva *Distance*

Pada Gambar 3 dapat dilihat hasil *kurva Distance*, dimana diperoleh nilai parameter *epsilon* dan *MinPts* optimal yaitu *epsilon* 25 dan *MinPts* 9. Selanjutnya dilakukan analisis algoritma DBSCAN menggunakan parameter *epsilon* melalui bahasa pemrograman *python* dengan menggunakan *Source code 2* berikut.

Source code 2. Analisis Algoritma DBSCAN Pada Data

Program Jurnal

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.cluster import DBSCAN

df = pd.read_excel("NASA_MODIS_KARHUTLA.xlsx")
coords = df[['Latitude', 'Longitude']].to_numpy()
coords_rad = np.radians(coords)

kms_per_radian = 6371.0088
epsilon = 25 / kms_per_radian

db = DBSCAN(eps=epsilon, min_samples=9, algorithm='ball_tree',
metric='haversine')
db.fit(coords_rad)

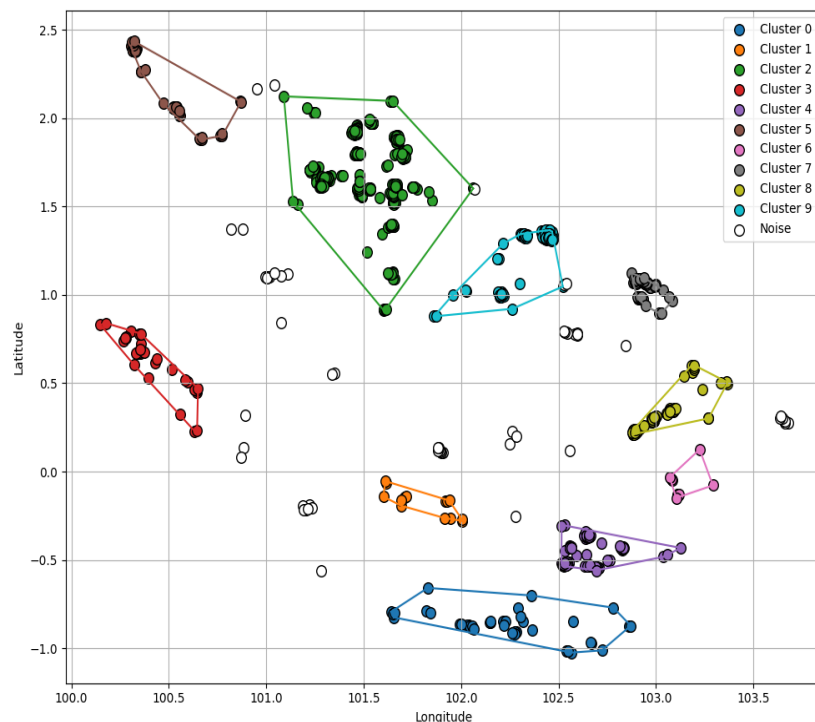
df['Cluster'] = db.labels_

plt.figure(figsize=(10, 8))
unique_labels = set(df['Cluster'])
colors = plt.cm.get_cmap('tab10', len(unique_labels))

for label in unique_labels:
    mask = df['Cluster'] == label
    color = 'white' if label == -1 else colors[label]
    plt.scatter(df[mask]['Longitude'], df[mask]['Latitude'],
                c=[color], label=f'Cluster {label}' if label != -1 else
                'Noise', s=60, edgecolors='k')

plt.title('Hasil Clustering DBSCAN (Radius 25 km)', fontsize=14)
plt.xlabel('Longitude')
plt.ylabel('Latitude')
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.tight_layout()
plt.show()
```

Hasil analisis algoritma DBSCAN ditemukan bahwa terdapat 10 *cluster* dan *noise* yang tidak termasuk kedalam cluster yang divisualisasikan pada Gambar 4.



Gambar 4. Hasil Cluster Algoritma DBSCAN

Pada Gambar 4, dapat dilihat visual pembagian *cluster* hasil analisis DBSCAN. Berdasarkan hasil *cluster* dari algoritma DBSCAN yang telah terbentuk sebanyak 10 *cluster* dan 1 *noise*, maka dapat dilihat daerah dan jumlah titik hotspot untuk masing-masing *cluster* dan *noise* seperti pada Tabel 4.

Tabel 4. Jumlah Hotspot Berdasarkan *Cluster*

| No | Cluster | Jumlah Hotspot | Kab/Kota | Daerah Terdampak |
|----|-----------|----------------|---|--|
| 1 | Cluster 0 | 46 | Indragiri Hulu, Indragiri Hilir, | Batang Cenaku, Batang Gangsal Kemuning, |
| 2 | Cluster 1 | 14 | Kuantan Singingi | Kuantan Mudik |
| 3 | Cluster 2 | 297 | Pelalawan Bengkalis, | Ukui, Langgam, Pangkalan Talang Muandau, Bandar Laksamana, Kec. Bukit Batu, Kec. Rumat, |
| 4 | Cluster 3 | 34 | Kota Dumai, Rokan Hilir | Kec. Sungai Sembilan, Kec. Bukit Kapur, Medang Kampai Kec. Tanah Putih, |
| 5 | Cluster 4 | 97 | Rokan Hulu, Kampar | Rambah, Rokan IV Koto, XIII Koto Kampar |
| 6 | Cluster 5 | 47 | Indragiri Hulu, Indragiri Hilir | Kuala Cenaku, Siberida, Rengat Tempuling, Keritang, Kempas |
| 7 | Cluster 6 | 10 | Rokan Hilir | Kubu, Pasir Limau Kapas |
| 8 | Cluster 7 | 54 | Indragiri Hilir | Gaung |
| 9 | Cluster 8 | 75 | Kepulauan Meranti | Kec. Ransang |
| 10 | Cluster 9 | 109 | Pelalawan Bengkalis, Kepulauan Meranti, | Teluk Meranti Kec. Bengkalis, Kec. Merbau |
| 11 | Noise | 57 | Siak Beberapa daerah di Prov. Riau | Kec. Siak, Kec. Sungai Apit Kec. Tebing Tinggi, Kec. Kateman, Pinggir, Singingi Hilir |

Pada Tabel 4 dapat dilihat bahwa, *Cluster* tertinggi dari analisis algoritma DBSCAN terdapat pada *Cluster 2* dengan jumlah hotspot 297 titik, dengan daerah terdampak yaitu Kabupaten Bengkalis pada desa talang Muandau, Bukit Batu, Bandar Laksamana dan Rumat, selanjutnya daerah Kabupaten Rokan Hilir pada desa Tanah Putih. Terakhir daerah Kota Dumai pada desa Medang Kampai, Buki Kapur, Dumai Timur dan Sungai Sembilan. Banyaknya titik hotspot yang terbentuk pada cluster 2, dikarenakan kejadian karhutla yang terjadi berulang kali dari tahun 2020 hingga 2024. Selanjutnya dari hasil analisis algoritma DBSCAN diperoleh *noise* dengan jumlah hotspot sebanyak 57 titik yang tersebar di beberapa titik di Riau.

Hasil pengelompokan dari algoritma DBSCAN kemudian diuji menggunakan *Silhouette Coefficient* untuk mendapatkan nilai kluster yang paling ideal. *Silhouette Coefficient* menilai seberapa baik sebuah titik data sesuai dengan kelompok yang ditinggalinya dibandingkan dengan kelompok yang lain. Koefisien ini memiliki rentang nilai dari -1 hingga 1, di mana angka yang mendekati 1 menunjukkan bahwa titik data terletak di dalam kluster yang benar dan terpisah dengan baik dari kluster yang lain [20]. Adapun hasil *Silhouette Coefficient* dapat dilihat pada Tabel 5.

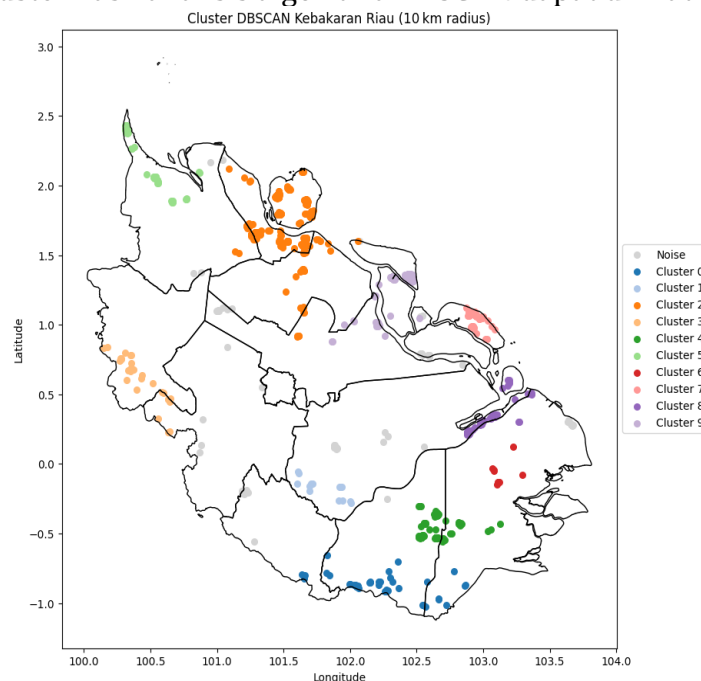
Tabel 5. Hasil *Silhouette Coefficient* Setiap *Cluster*

| No | Cluster | Jumlah Hotspot | Rata <i>Silhouette</i> |
|----|-----------|----------------|------------------------|
| 1 | Cluster 0 | 46 | 0.353850 |
| 2 | Cluster 1 | 14 | 0.749766 |
| 3 | Cluster 2 | 297 | 0.638314 |
| 4 | Cluster 3 | 34 | 0.823912 |
| 5 | Cluster 4 | 97 | 0.698928 |

| | | | |
|----|-----------|-----|----------|
| 6 | Cluster 5 | 47 | 0.726268 |
| 7 | Cluster 6 | 10 | 0.702303 |
| 8 | Cluster 7 | 54 | 0.872138 |
| 9 | Cluster 8 | 75 | 0.589967 |
| 10 | Cluster 9 | 109 | 0.679935 |

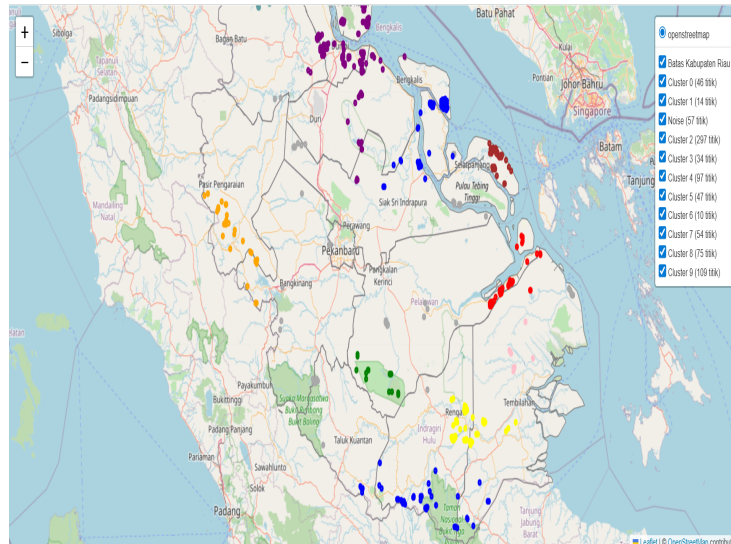
Pada Tabel 5 dapat dilihat bahwa hasil rata-rata *Silhouette Coefficient*, diperoleh nilai yang paling optimal yaitu pada cluster 7 dengan nilai *Silhouette* sebesar 0.872138 atau 87,2% karena titik hotspot pada cluster 7 memiliki kepadatan yang tinggi. Sedangkan cluster 2 sebagai hotspot tertinggi hanya memiliki nilai *Silhouette* sebesar 0.638314 atau 63,8%, hal ini diakibatkan karena kepadatan titik hotspot yang tidak terlalu tinggi dan cukup tersebar. Sedangkan untuk nilai rata-rata nilai *Silhouette Coefficient* secara keseluruhan yaitu sebesar 0.683538 atau sebesar 68,3%, hal ini menyatakan bahwa kepadatan dari titik hotspot cukup tinggi dan cukup optimal, serta mencerminkan bahwa DBSCAN mampu mengelompokkan titik hotspot secara efektif dan sesuai dengan distribusi spasial sebenarnya.

Hasil analisis data spasial dari algoritma DBSCAN selanjutnya diintegrasikan kedalam SIG agar dapat menampilkan visualisasi karhutla berdasarkan klusternya kedalam peta provinsi Riau. Dalam penelitian ini, SIG berperan penting dalam menampilkan distribusi spasial hotspot pada peta digital, yang memperjelas sebaran kejadian karhutla di kabupaten/kota seperti Bengkalis, Rokan Hilir, dan Dumai. Hasil visualisasi juga memperlihatkan konsentrasi titik kebakaran di lahan gambut dan area dengan vegetasi kering yang konsisten dari tahun ke tahun. Dengan dukungan parameter DBSCAN yang tepat, integrasi ini berhasil menghasilkan peta risiko kebakaran yang informatif dan akurat, serta dapat dijadikan sebagai dasar pengambilan keputusan dalam mitigasi dan pengawasan kebakaran secara berbasis wilayah prioritas. Adapun gambaran bentuk peta berdasarkan cluster hasil analisis algoritma DBSCAN dapat dilihat pada Gambar 5.



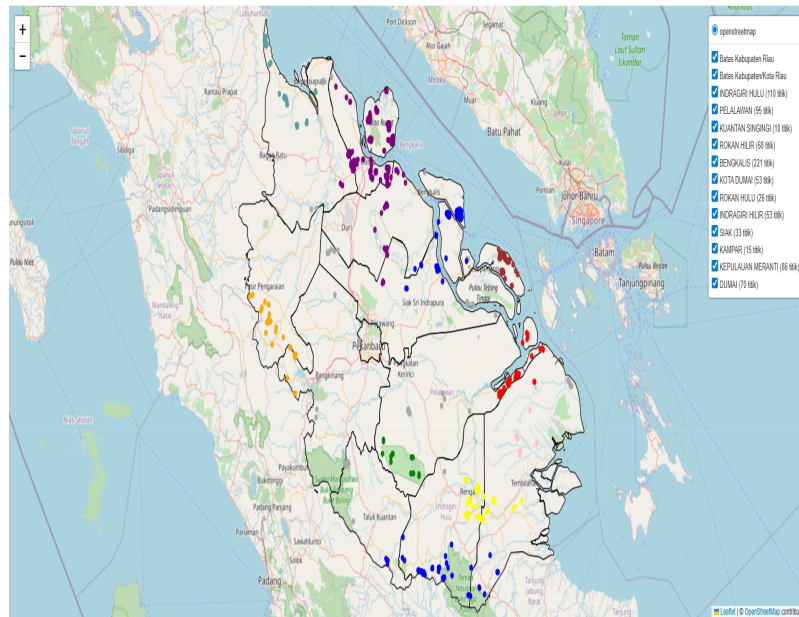
Gambar 5. Hasil Pemetaan Berdasarkan Cluster DBSCAN

Pada Gambar 5 dapat dilihat pemetaan provinsi Riau berdasarkan *cluster*. Selanjutnya Gambaran peta yang telah dibuat, dilakukan digitalisasi kedalam website agar dapat diakses secara *online*. Tampilan digital website dapat dikelompokkan berdasarkan *cluster*, kabupaten maupun berdasarkan kecamatan. Adapun peta digital integrasi antara algoritma DBSCAN dengan SIG berdasarkan kelompok cluster dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Peta Digital Integrasi DBSCAN dan SIG Berdasarkan Kelompok Cluster

Pada Gambar 6 dapat dilihat peta digital yang menunjukkan visualisasi spasial yang efektif dalam mengelompokkan titik hotspot kebakaran hutan dan lahan menjadi 10 *cluster* utama dan 1 kelompok *noise*. Setiap *cluster* merepresentasikan wilayah dengan kepadatan hotspot yang berbeda, di mana *cluster* dengan jumlah titik tinggi menandakan area yang lebih rawan kebakaran. Sementara itu, titik-titik yang tergolong *noise* berada di luar pola kelompok dan tersebar secara sporadis yang ditandai dengan titik berwarna abu-abu, namun tetap memberikan informasi penting mengenai potensi risiko tersembunyi. Melalui peta ini, wilayah prioritas pengawasan dan mitigasi kebakaran dapat diidentifikasi dengan lebih jelas dan berbasis data spasial yang akurat. Sedangkan peta digital integrasi antara algoritma DBSCAN dengan SIG berdasarkan kelompok Kabupaten/Kota dilihat Gambar 7.



Gambar 7. Peta Digital Integrasi DBSCAN dan SIG Berdasarkan Kelompok Kabupaten/Kota

Pada Gambar 7 dapat dilihat peta digital yang telah terintegrasi dengan algoritma DBSCAN yang dikelompokkan berdasarkan Kabupaten dan kota. Integrasi algoritma DBSCAN dengan SIG telah mampu mengidentifikasi *cluster* dari lokasi-lokasi rawan kebakaran hutan dan lahan (karhutla) secara efektif. Melalui analisis data titik hotspot dari citra satelit, DBSCAN berhasil mengelompokkan wilayah yang memiliki kepadatan titik panas tinggi, terutama di kabupaten seperti bengkalis, Dumai, Rokan Hilir dan Kepulauan Meranti. Hasil visualisasi peta berbasis SIG menunjukkan bahwa sebagian besar titik kebakaran terkonsentrasi di lahan gambut dan wilayah dengan tutupan vegetasi kering, yang cenderung tidak berubah secara signifikan dari tahun ke tahun.

Selain dari itu, penerapan parameter radius dan minimal jumlah titik (*epsilon* dan *minPts*) yang tepat menghasilkan peta visual yang informatif dan akurat dalam mendeteksi zona risiko kebakaran. Penelitian ini menegaskan bahwa pendekatan spasial dengan DBSCAN tidak hanya efektif dalam mendeteksi klaster rawan karhutla, tetapi juga bermanfaat untuk mendukung pengambilan keputusan mitigasi dan pengawasan kebakaran secara lebih terfokus dan berbasis wilayah prioritas

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis menggunakan algoritma DBSCAN yang terintegrasi dengan SIG, dapat disimpulkan bahwa metode ini efektif dalam mengidentifikasi pola spasial dari lokasi rawan kebakaran hutan dan lahan (karhutla) di Provinsi Riau. *Cluster* tertinggi terdeteksi pada *Cluster 2* dengan total 297 titik hotspot yang tersebar di wilayah Kabupaten Bengkalis (Talang Muandau, Bukit Batu, dan Rupert), Kabupaten Rokan Hilir (Tanah Putih), dan Kota Dumai (Medang Kampai, Bukit Kapur, Dumai Timur, dan Sungai Sembilan). Banyaknya titik pada *cluster* ini disebabkan oleh kejadian karhutla yang berulang dari tahun 2020 hingga 2024. Namun demikian, *Cluster 7* menunjukkan performa terbaik dari sisi kepadatan

dengan nilai *Silhouette Coefficient* sebesar 0,872 atau 87,2%, dibandingkan dengan *Cluster 2* yang hanya memperoleh nilai 0,638 atau 63,8%.

Secara keseluruhan, nilai rata-rata *Silhouette Coefficient* sebesar 0,683 atau 68,3% menunjukkan bahwa pemodelan *clustering* cukup optimal dan representatif terhadap pola distribusi hotspot di Riau. Sebanyak 57 titik hotspot dikategorikan sebagai *noise* karena tidak masuk ke dalam kluster manapun, namun tetap relevan sebagai indikator sebaran titik panas tersebar. Visualisasi peta berbasis SIG mengungkapkan bahwa sebagian besar titik kebakaran terkonsentrasi di lahan gambut dan wilayah dengan tutupan vegetasi kering yang tidak mengalami perubahan signifikan dari tahun ke tahun. Penelitian ini membuktikan bahwa penerapan parameter DBSCAN yang tepat (*epsilon* dan *minPts*) menghasilkan klasifikasi spasial yang akurat dan informatif. Pendekatan ini tidak hanya mampu mendeteksi wilayah rawan karhutla secara efisien, tetapi juga memberikan dasar yang kuat dalam mendukung strategi mitigasi dan pengawasan kebakaran berbasis wilayah prioritas secara terarah dan berbasis data spasial.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. S. Afina, L. Syaufina, and I. S. Sitanggang, "Forest and peatland fire severity assessment at Siak Regency, Riau Province using Sentinel-2 Imagery," *J. Pengelolaan Sumberd. Alam dan Lingkung.*, vol. 11, no. 4, pp. 621–630, 2021, doi: 10.29244/jpsl.11.4.621-630.
- [2] A. S. Yuniarto, "Pemetaan Permasalahan Kebakaran Hutan Dan Lahan Kasus Di Provinsi Riau," *J. Penelit. Kehutan. Sumatrana*, vol. 2, no. 1, pp. 25–37, 2021, doi: 10.20886/jpks.2021.2.1.25-37.
- [3] Novarini, Ahmad Karim Harahap, Muhammad Taufik Syastra, Yulia Irfayanti, Sutrisno, and Elisabeth Kurnia Wijayanti, "Sistem Informasi Geografis Bencana Alam Banjir Jakarta Berbasis Web Dengan Metode Sdlc," *J. Inform. Teknol. dan Sains*, vol. 4, no. 4, pp. 489–495, 2024, doi: 10.51401/jinteks.v4i4.4752.
- [4] S. A. Rahmah, "Review Terbaru Tentang Klasterisasi Data Mining Menggunakan Metode K-Means: Tantangan Dan Aplikasi," *Djtechno J. Teknol. Inf.*, vol. 5, no. 2, pp. 297–303, 2024, doi: 10.46576/djtechno.v5i2.4723.
- [5] T. Memisoglu Baykal, *Performance assessment of GIS-based spatial clustering methods in forest fire data*, vol. 121, no. 7. Springer Netherlands, 2025. doi: 10.1007/s11069-025-07135-0.
- [6] F. D. Handayani and Isnaini Rosyida, "Clustering Review Pengguna Aplikasi Zenius pada Layanan Google Play Store Menggunakan Metode DBSCAN dan HDBSCAN," *Emerg. Stat. Data Sci. J.*, vol. 1, no. 2, pp. 178–191, 2023, doi: 10.20885/esds.vol1.iss.2.art19.
- [7] R. M. Taufiq, R. Firdaus, F. Handayani, P. F. Muarif, and R. R. Rizqy, "Density-Based Clustering untuk Pemetaan Daerah Rawan Gempa Bumi di Wilayah Sumatera Barat Menggunakan Metode DBSCAN," *J. FASILKOM*, vol. 14, no. 3, pp. 817–822, 2024.
- [8] G. R. W. Syurifah and H. Fahmi, "Implementasi Metode ST-DBSCAN untuk Pengelompokan Pola Persebaran Titik Api pada Data Kebakaran Hutan di Indonesia," *J. Ris. Mhs. Mat.*, vol. 3, no. 5, pp. 214–222, 2024, doi: 10.18860/jrmm.v3i5.27314.

- [9] S. Aziz, "Implementasi Dbscan Untuk Pengendalian Karhutla Di Provinsi Riau," *J. Tek. Inform.*, vol. 5, no. 2, pp. 2025–2809, 2025, [Online]. Available: <https://firms.modaps.eosdis.nasa.gov/>
- [10] T. A. Pratiwi, M. Irsyad, and R. Kurniawan, "Klasifikasi Kebakaran Hutan dan Lahan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes (Studi Kasus: Provinsi Riau)," *J. Sist. dan Teknol. Inf.*, vol. 9, no. 2, p. 101, 2021, doi: 10.26418/justin.v9i2.42823.
- [11] R. Viviyanti, T. A. Adila, and R. Rahmad, "Aplikasi SIG untuk Pemetaan Bahaya Kebakaran Hutan dan Lahan di Kota Dumai," *Media Komun. Geogr.*, vol. 20, no. 2, p. 78, 2019, doi: 10.23887/mkg.v20i2.17399.
- [12] B. Hero Saharjo and D. Muhammad Rizki Ananda Nasution, "POLA SEBARAN TITIK PANAS (HOTSPOT) SEBAGAI INDIKATOR TERJADINYA KEBAKARAN HUTAN DAN LAHAN DI KABUPATEN ACEH BARAT," *J. Silviculture Trop.*, vol. 12, no. 2, pp. 60–66, 2021, [Online]. Available: <http://tanahair.indonesia.go.id/>
- [13] A. Istikanah, C. E. Rustana, T. Trismidianto, and R. Risyanto, "Identifikasi Sebaran Vegetasi Berbasis Data Modis Menggunakan Metode Normalized Difference Vegetation Index (NdvI)," *Pros. Semin. Nas. Fis. SNF2020*, vol. IX, pp. 107–112, 2020, doi: 10.21009/03.snf2020.01.fa.18.
- [14] M. Wahyuni Pertanahan, "Pemanfaatan Data Spasial Dalam Pemetaan Tematik Di Padukuhan Promasan Kabupaten Kulonprogo," *J. Mulia*, vol. 4, no. 1, pp. 197–204, 2025, doi: 10.47002/jpm.v4i1.912.
- [15] T. Yang, W. Luo, L. Tian, and J. Li, "Integrating Spatial and Non-Spatial Dimensions to Evaluate Access to Rural Primary Healthcare Service: A Case Study of Songzi, China," *ISPRS Int. J. Geo-Information*, vol. 13, no. 5, 2024, doi: 10.3390/ijgi13050142.
- [16] P. Y. Utami, S. A. Hudjimartsu, T. A. Viona, and H. Sharfina, "Optimasi Parameter Algoritma DBSCAN untuk Mendeteksi Titik Panas Kebakaran Hutan dan Lahan," *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 9, no. 3, p. 355, 2023, doi: 10.26418/jp.v9i3.61714.
- [17] R. Hidayati, A. Zubair, A. Hidayat Pratama, and L. Indana, "Analisis Silhouette Coefficient pada 6 Perhitungan Jarak K-Means Clustering Silhouette Coefficient Analysis in 6 Measuring Distances of K-Means Clustering," *Techno.COM*, vol. 20, no. 2, pp. 186–197, 2021.
- [18] S. Paembonan and H. Abduh, "Penerapan Metode Silhouette Coefficient untuk Evaluasi Clustering Obat," *PENA Tek. J. Ilm. Ilmu-Ilmu Tek.*, vol. 6, no. 2, p. 48, 2021, doi: 10.51557/pt_jiit.v6i2.659.
- [19] A. Zubaidah, Y. Vetrita, M. Priyatna, and K. Ayu D., "Analisis Pemanfaatan Dan Validasi Hotspot Viirs Nightfire Untuk Identifikasi Kebakaran Hutan Dan Lahan Di Indonesia," *J. Penginderaan Jauh dan Pengolah. Data Citra Digit.*, vol. 12, no. 1, pp. 59–76, 2015, doi: 10.30536/inderaja.v12i1.3310.
- [20] F. N. Dhewayani, D. Amelia, D. N. Alifah, B. N. Sari, and M. Jajuli, "Implementasi K-Means Clustering untuk Pengelompokkan Daerah Rawan Bencana Kebakaran Menggunakan Model CRISP-DM," *J. Teknol. dan Inf.*, vol. 12, no. 1, pp. 64–77, 2022, doi: 10.34010/jati.v12i1.6674.