

# Pemetaan Potensi Energi Surya di Pulau Sumatera Menggunakan Algoritma K-Means *Clustering*

*Mapping the Solar Energy Potential in Sumatra Island Using the K-Means Clustering Algorithm*

Rika Sri Utami<sup>\*1</sup>, Riski Arifin<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Syiah Kuala

<sup>2</sup>Teknik Industri, Fakultas Teknik, Universitas Syiah Kuala

E-mail : rikasriutami@usk.ac.id<sup>\*1</sup>, riskiarifin@usk.ac.id<sup>2</sup>

<sup>\*</sup>Corresponding author

Received 3 October 2025; Revised 28 October 2025; Accepted 10 November 2025

**Abstrak** - Peningkatan kebutuhan terhadap energi terbarukan mendorong upaya identifikasi wilayah dengan potensi radiasi surya tinggi, terutama di kawasan tropis seperti Pulau Sumatera. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan potensi radiasi surya di 154 kabupaten/kota di Sumatera menggunakan metode K-Means *Clustering*. Data diperoleh dari *Global Solar Atlas (GSA)* berupa nilai rata-rata harian *Global Horizontal Irradiance (GHI)* dalam satuan kWh/m<sup>2</sup>/hari. Hasil klusterisasi menghasilkan tiga kelompok utama, yaitu rendah, sedang, dan tinggi. *Cluster* rendah (22 wilayah, rata-rata 4,240 kWh/m<sup>2</sup>/d) kurang sesuai untuk pengembangan PLTS karena tingkat tutupan awan yang tinggi. *Cluster* sedang (75 wilayah, rata-rata 4,535 kWh/m<sup>2</sup>/d) menunjukkan potensi yang stabil dan seimbang, sehingga cocok untuk PLTS skala menengah. *Cluster* tinggi (57 wilayah, rata-rata 4,793 kWh/m<sup>2</sup>/d) — didominasi oleh Sumatera Utara, Sumatera Selatan, Aceh, dan Bengkulu — merupakan wilayah paling potensial untuk PLTS skala besar. Secara keseluruhan, sebagian besar wilayah di Sumatera termasuk kategori potensi sedang hingga tinggi, menunjukkan prospek besar pengembangan energi surya dalam mendukung transisi energi bersih dan berkelanjutan di Indonesia.

**Kata Kunci** - Radiasi surya, K-Means *Clustering*, Energi terbarukan, PLTS.

**Abstract** - The increasing demand for renewable energy has encouraged efforts to identify regions with high solar radiation potential, particularly in tropical areas such as Sumatra Island. This study aims to classify the solar radiation potential in 154 regencies/municipalities across Sumatra using the K-Means *Clustering* method. The data were obtained from the *Global Solar Atlas (GSA)* in the form of daily average values of *Global Horizontal Irradiance (GHI)* measured in kWh/m<sup>2</sup>/day. The clustering analysis produced three main groups: low, medium, and high. The low cluster (22 regions, average 4.240 kWh/m<sup>2</sup>/day) is less suitable for solar power plant (PLTS) development due to high cloud coverage. The medium cluster (75 regions, average 4.535 kWh/m<sup>2</sup>/day) shows stable and balanced potential, making it suitable for medium-scale PLTS. The high cluster (57 regions, average 4.793 kWh/m<sup>2</sup>/day)—dominated by North Sumatra, South Sumatra, Aceh, and Bengkulu—represents the most promising areas for large-scale PLTS. Overall, most regions in Sumatra fall into the medium to high potential categories, indicating significant prospects for solar energy development to support Indonesia's clean and sustainable energy transition.

**Kata Kunci** - Solar radiation, K-Means *Clustering*, Renewable energy, Solar power plant (PLTS).

## 1. PENDAHULUAN

Kebutuhan energi global terus mengalami peningkatan seiring pertumbuhan populasi dan perkembangan ekonomi. International Energy Agency (IEA) mencatat bahwa konsumsi energi dunia pada tahun 2022 meningkat sebesar 2,3% dibandingkan tahun sebelumnya, dengan

mayoritas masih bergantung pada energi fosil (IEA, 2023). Ketergantungan terhadap energi fosil menimbulkan berbagai permasalahan, seperti keterbatasan cadangan, fluktuasi harga, serta dampak lingkungan berupa emisi gas rumah kaca. Kondisi ini mendorong negara-negara, termasuk Indonesia, untuk melakukan transisi menuju energi terbarukan sebagai sumber energi berkelanjutan.

Permintaan energi global terus mengalami peningkatan seiring pertumbuhan penduduk dan perkembangan ekonomi. Namun, ketergantungan terhadap energi fosil masih mendominasi dan menimbulkan permasalahan serius seperti keterbatasan cadangan, fluktuasi harga, dan emisi gas rumah kaca [1]. Untuk mengurangi ketergantungan pada energi fosil, banyak negara mulai beralih pada energi terbarukan, salah satunya energi surya yang ketersediaannya melimpah, ramah lingkungan, dan dapat dimanfaatkan hampir di seluruh wilayah tropis [2].

Indonesia, sebagai negara tropis yang terletak di garis khatulistiwa, memiliki potensi energi surya yang sangat besar. Potensi radiasi matahari di wilayah tropis dilaporkan berkisar antara 4–6 kWh/m<sup>2</sup>/hari, yang menjadikannya cukup kompetitif dibandingkan sumber energi terbarukan lain [3]. Meski demikian, distribusi radiasi surya antar wilayah di Indonesia tidak merata. Faktor geografis, topografi, dan kondisi meteorologi menyebabkan variasi yang signifikan, sehingga penting dilakukan pemetaan dan pengelompokan potensi energi surya untuk mendukung perencanaan pembangunan Pembangkit Listrik Tenaga Surya (PLTS) yang lebih efisien [4].

Salah satu tantangan utama dalam pengembangan PLTS adalah pemilihan lokasi yang sesuai. Faktor-faktor seperti tingkat radiasi matahari, suhu lingkungan, ketersediaan lahan, serta kedekatan dengan jaringan listrik menjadi pertimbangan penting. Penentuan lokasi yang tepat tidak hanya berpengaruh terhadap efisiensi sistem, tetapi juga pada biaya investasi dan keberlanjutan proyek. Oleh karena itu, diperlukan suatu pendekatan analitis yang mampu mengelompokkan wilayah berdasarkan kesesuaian potensi energi surya sehingga dapat mempermudah pengambilan keputusan dalam perencanaan pembangunan PLTS.

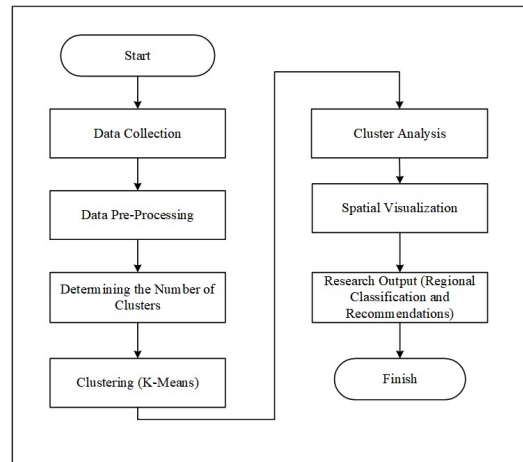
Beberapa penelitian sebelumnya telah mencoba melakukan pemetaan dan analisis potensi energi surya di Indonesia, yakni penelitian Tanoto et al. [4] melakukan *clustering* berbasis radiasi surya dan temperatur udara di wilayah Jawa-Bali menggunakan algoritma *K-Means* dan *DBSCAN* untuk mengidentifikasi *cluster* wilayah berpotensi tinggi, sedang, dan rendah. Studi lain oleh Suwadana et al. [3] mengembangkan model prediksi radiasi surya berbasis *Recurrent Neural Networks* yang diaplikasikan di wilayah tropis, menunjukkan bahwa pemodelan berbasis data dapat mendukung pemanfaatan energi surya yang lebih akurat. Selain itu, penelitian oleh Sicaio et al. [5] menekankan pentingnya pendekatan multi-kriteria dalam pemilihan lokasi solar farm, dengan mempertimbangkan aspek teknis, ekonomi, dan lingkungan.

Selain itu, studi Soisom et al. [6] menggunakan analisis *clustering* untuk mengidentifikasi wilayah dengan radiasi surya tinggi sepanjang tahun, sehingga pendekatan ini tidak hanya berfokus pada nilai rata-rata tahunan, tetapi juga memperhatikan variasi temporal. Penelitian lain di China Cui et al. [7], mengkombinasikan data spasial dengan evaluasi multikriteria untuk menentukan potensi energi surya baik skala terpusat maupun tersebar, menunjukkan bahwa integrasi data spasial dan metode klasifikasi sangat bermanfaat dalam perencanaan PLTS.

Namun, penelitian terkait pengelompokan potensi radiasi surya di wilayah Sumatra, khususnya dari Aceh hingga Lampung, masih sangat terbatas. Padahal, Sumatra memiliki karakteristik geografis dan iklim yang heterogen, mulai dari pesisir hingga pegunungan, yang berpengaruh terhadap variasi radiasi surya. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan kabupaten/kota di Pulau Sumatra berdasarkan tingkat radiasi surya (kWh/m<sup>2</sup>/hari) menggunakan metode *clustering*. Hasil penelitian diharapkan dapat menghasilkan klasifikasi wilayah dengan potensi tinggi, sedang, dan rendah, sehingga dapat menjadi acuan dalam perencanaan pembangunan PLTS di masa depan.

## 2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilaksanakan melalui tahapan metodologi yang sistematis, dimulai dari proses pengumpulan data, dilanjutkan dengan tahap pra-pemrosesan, penentuan jumlah *cluster* terbaik, penerapan algoritma K-Means untuk klusterisasi, serta analisis dan interpretasi hasil yang diperoleh. Berikut merupakan metodologi dari penelitian ini.



Gambar 1. Tahapan penelitian

### 2.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang bersumber dari Global Solar Atlas (GSA), sebuah platform daring yang dikembangkan oleh World Bank Group bekerja sama dengan *Energy Sector Management Assistance Program* (ESMAP). Global Solar Atlas dipilih karena menyediakan data potensi energi surya yang terstandar secara global dengan cakupan spasial yang luas serta resolusi tinggi, sehingga dapat merepresentasikan kondisi radiasi surya secara lebih akurat pada tingkat kabupaten/kota [8]. Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa nilai *Global Horizontal Irradiance* (GHI) rata-rata harian dalam satuan kWh/m<sup>2</sup>/hari untuk seluruh kabupaten/kota di Pulau Sumatera, yang terdiri dari 10 provinsi dan 154 kabupaten/kota.

### 2.2. Pra-pemrosesan data

Sebelum dilakukan analisis menggunakan metode *clustering*, data radiasi surya yang diperoleh dari Global Solar Atlas terlebih dahulu melalui tahap pra-pemrosesan. Tahapan ini bertujuan untuk memastikan data bersih, lengkap, dan siap diolah. Langkah pertama adalah melakukan pemeriksaan terhadap kelengkapan data untuk memastikan setiap kabupaten/kota dari Aceh hingga Lampung memiliki nilai radiasi surya yang valid dan tidak terdapat duplikasi.

Selanjutnya dilakukan pembersihan dan standarisasi data agar format nama provinsi dan kabupaten seragam sehingga tidak menimbulkan kesalahan dalam proses analisis. Pemeriksaan juga dilakukan terhadap kemungkinan adanya nilai kosong, namun seluruh data yang digunakan dalam penelitian ini telah lengkap sehingga tidak memerlukan imputasi tambahan. Setelah itu, data disusun kembali dalam format tabel terstruktur yang berisi nama wilayah, nilai radiasi surya (kWh/m<sup>2</sup>/hari), serta koordinat geografis (latitude dan longitude).

Tahapan pra-pemrosesan ini memastikan bahwa dataset yang digunakan telah terstandarisasi dengan baik sehingga proses analisis menggunakan algoritma *K-Means Clustering* dapat berjalan secara optimal dan menghasilkan pengelompokan wilayah yang akurat berdasarkan potensi radiasi surya.

### 2.3. Determining Number of Clustering

Dalam penelitian ini, jumlah *cluster* ditentukan menggunakan metode Elbow, yang merupakan salah satu pendekatan statistik paling umum untuk mengidentifikasi jumlah *cluster* optimal. Metode ini menilai keseimbangan antara jumlah kelompok dan tingkat keseragaman data dalam *cluster* [9]. Penggunaan metode Elbow banyak diterapkan dalam studi pengelompokan potensi energi surya, karena memberikan hasil yang efisien dan mudah diinterpretasikan [10].

### 2.4. Clustering K-Means

K-Means *Clustering* adalah algoritma unsupervised learning yang banyak digunakan untuk mengelompokkan data berdasarkan kemiripan [11]. Algoritma ini membagi data ke dalam sejumlah *k cluster* yang telah ditentukan sebelumnya, di mana setiap titik data akan ditempatkan pada *cluster* dengan pusat (centroid) terdekat [12]. Tujuan utamanya adalah meminimalkan jarak dalam *cluster* (sum of squared errors), sehingga data dalam satu kelompok menjadi homogen atau memiliki kesamaan yang tinggi, sementara *cluster* yang berbeda memiliki perbedaan yang signifikan. K-Means dikenal karena kesederhanaan, efektivitas, dan skalabilitasnya, menjadikannya pilihan populer dalam berbagai aplikasi [13], [14]. Adapun langkah-langkah dari algoritma K-Means adalah sebagai berikut.

1. Menentukan jumlah klaster
2. Menentukan nilai centeriod

Penentuan nilai centroid pada awal proses iterasi dilakukan secara acak. Namun, untuk menentukan nilai centroid pada tahap-tahap iterasi berikutnya, digunakan perhitungan dengan rumus sebagai berikut.

$$\bar{v}_{ij} = \frac{1}{N_i} \sum_{k=0}^{N_i} X_{kj} \quad (1)$$

Dimana:

$\bar{v}_{ij}$  = rata-rata *cluster* ke-i untuk variabel ke-j

i = indeks dari klaster

j = indeks dari variabel

$X_{kj}$  = nilai data k yang ada di didalam kluster untuk ke variabel ke-j

3. Menghitung titik centeroid

$$D_e = \sqrt{(x_i - s_i)^2 + (y_i - t_i)^2} \quad (2)$$

Dimana:

$D_e$  = euclidean distance

i = banyaknya objek

(x,y) = koordinat objek

(s,t) = koordinat centeroid

4. Pengelompokkan objek

Penentuan anggota *cluster* dilakukan dengan menghitung jarak terkecil dari setiap objek. Nilai hasil keanggotaan data pada matriks jarak berupa 0 atau 1, di mana nilai 1 menunjukkan bahwa data tersebut termasuk dalam suatu klaster, sedangkan nilai 0 menunjukkan bahwa data tersebut termasuk ke *cluster* lainnya.

5. Kembali ke tahap 2, lakukan perulangan ingga posisi centroid tidak berubah signifikan atau jumlah iterasi maksimum tercapai (*convergence*).
6. *Output* hasil

Hasil akhir dari K-Means adalah pembagian data ke dalam beberapa *cluster* yang menunjukkan tingkat kesamaan antar data. Setiap *cluster* dapat diinterpretasikan sesuai konteks penelitian, misalnya:

*Cluster 1*: potensi rendah,

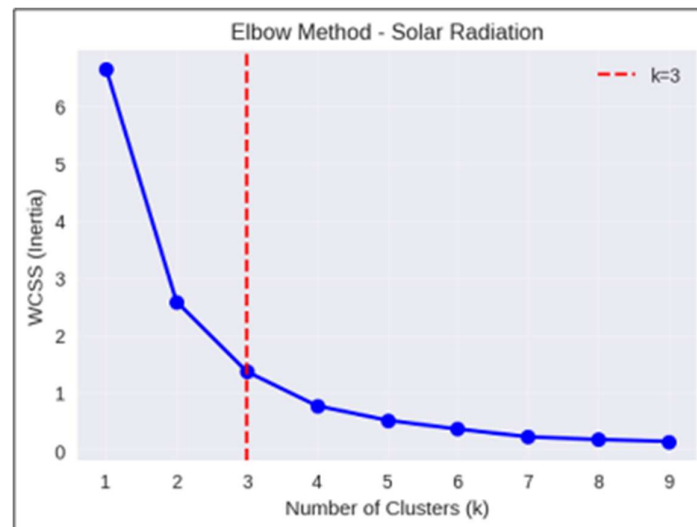
*Cluster 2*: potensi sedang,

*Cluster 3*: potensi tinggi.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1. Penentuan Jumlah Cluster

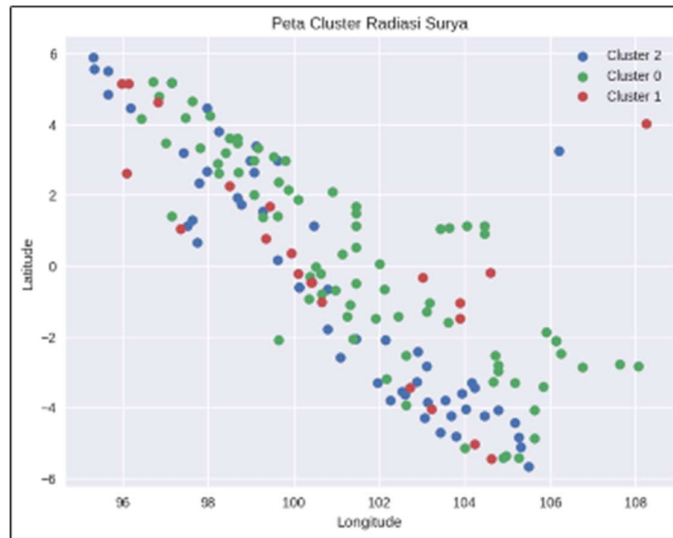
Penentuan jumlah *cluster* dalam penelitian ini dilakukan menggunakan metode Elbow. Metode Elbow adalah cara untuk menentukan jumlah *cluster* terbaik pada K-Means dengan melihat grafik yang memplot jumlah *cluster* terhadap jumlah total variasi dalam *cluster* (SSE atau WCSS) [15], [16]. Titik terbaik adalah "elbow" pada grafik, yaitu tempat penurunan variasi mulai melambat secara signifikan, sehingga menunjukkan jumlah *cluster* optimal untuk data tersebut [17], [18]. Berikut merupakan grafik elbow method solar radiation wilayah sumatra.



Gambar 2. Metode elbow untuk menentukan jumlah *cluster* optimum

Berdasarkan hasil analisis terhadap 154 titik lokasi yang merepresentasikan seluruh kabupaten dan kota di Pulau Sumatera, diperoleh grafik metode Elbow yang menunjukkan bentuk siku (*elbow point*) pada nilai  $k = 3$ . Pola ini menandakan bahwa jumlah tiga *cluster* merupakan titik optimal, karena setelah nilai tersebut penurunan *Within-Cluster Sum of Squares* (WCSS) tidak lagi signifikan. Dengan demikian, jumlah tiga *cluster* ( $k=3$ ) dipilih sebagai struktur pengelompokan terbaik yang mampu merepresentasikan variasi potensi radiasi surya di wilayah penelitian.

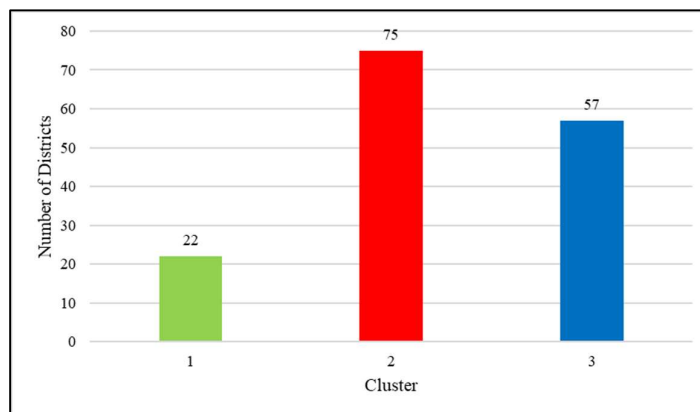
### 3.1. Hasil Clustering K-Means



Gambar 3. Sebaran *cluster* di wilayah Pulau Sumatera

Gambar tersebut menunjukkan hasil visualisasi sebaran *cluster* potensi radiasi surya di Pulau Sumatera yang diperoleh menggunakan algoritma *K-Means Clustering* dengan jumlah *cluster* sebanyak tiga. Setiap titik pada peta mewakili satu kabupaten atau kota, sedangkan posisi titik didasarkan pada koordinat lintang dan bujur wilayah tersebut. Warna titik menggambarkan kategori hasil pengelompokan, yaitu warna hijau untuk wilayah dengan potensi radiasi tinggi, warna merah untuk potensi sedang, dan warna biru untuk potensi rendah.

Dari sebaran titik pada peta, terlihat bahwa wilayah dengan potensi radiasi tinggi (*cluster* biru) umumnya tersebar di bagian tengah dan selatan Pulau Sumatera, seperti di wilayah Provinsi Sumatera Selatan, Bengkulu, dan sebagian Aceh. Sementara itu, wilayah dengan potensi sedang (merah) lebih banyak ditemukan di bagian barat, sedangkan wilayah berpotensi rendah (hijau) umumnya berada di bagian utara serta pesisir timur. Pola ini menunjukkan adanya variasi spasial potensi energi surya di Sumatera yang dipengaruhi oleh faktor geografis seperti topografi dan tingkat awan.

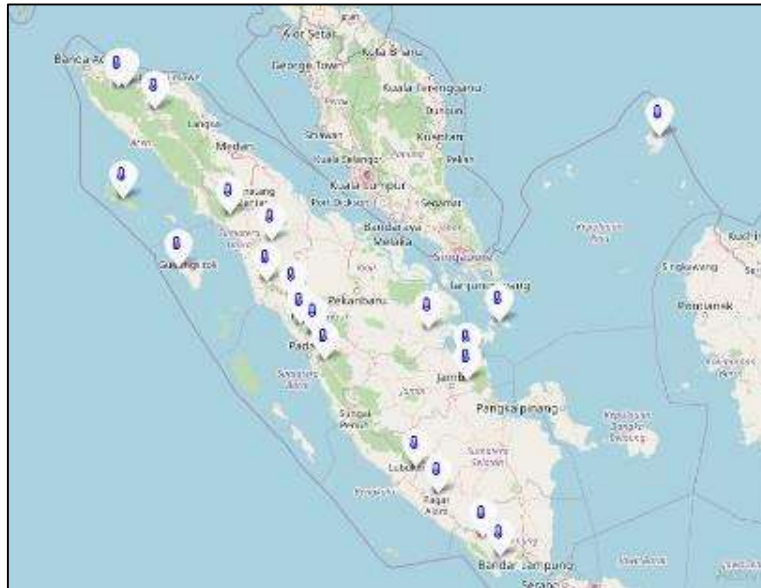


Gambar 4. Sebaran *cluster* kabupaten/kota di Sumatera

Gambar tersebut menunjukkan distribusi jumlah kabupaten/kota berdasarkan hasil pengelompokan potensi radiasi surya menggunakan metode *K-Means Clustering*. Dari grafik terlihat bahwa *Cluster 2* memiliki wilayah terbanyak, yaitu 75 kabupaten/kota, yang termasuk

dalam kategori potensi sedang. *Cluster 3* mencakup 57 wilayah dengan potensi tinggi, sedangkan *Cluster 1* hanya terdiri dari 22 wilayah yang memiliki potensi rendah. Hasil ini menunjukkan bahwa sebagian besar wilayah di Pulau Sumatera berada pada tingkat potensi radiasi sedang hingga tinggi, sehingga berpeluang besar untuk dikembangkan sebagai lokasi PLTS.

### 3.1.1 Cluster Rendah



Gambar 5. Sebaran *cluster* rendah

Berdasarkan hasil pengelompokan menggunakan algoritma *K-Means Clustering*, diperoleh bahwa *Cluster Rendah* terdiri dari 22 wilayah dengan nilai radiasi berkisar antara 3,995 kWh/m<sup>2</sup>/d hingga 4,380 kWh/m<sup>2</sup>/d, serta memiliki rata-rata sebesar 4,240 kWh/m<sup>2</sup>/d. Dari segi persebaran provinsi, wilayah dengan potensi rendah paling banyak terdapat di Sumatera Barat sebanyak 5 wilayah (23,81%), diikuti oleh Aceh dan Sumatera Utara masing-masing 4 wilayah (19,05%). Selanjutnya, Kepulauan Riau, Jambi, dan Lampung masing-masing memiliki 2 wilayah (9,52%), sedangkan Riau, Bengkulu, dan Sumatera Selatan masing-masing hanya memiliki 1 wilayah (4,76%).

Distribusi ini menunjukkan bahwa sebagian besar wilayah dengan potensi radiasi surya rendah tersebar di bagian barat Sumatera, terutama di daerah yang memiliki tingkat curah hujan tinggi dan tutupan awan yang lebih sering. Hal ini menjadi pertimbangan penting dalam penentuan lokasi pembangunan Pembangkit Listrik Tenaga Surya (PLTS), karena intensitas radiasi surya sangat memengaruhi efisiensi sistem pembangkit.





### 3.1.2 Cluster Tinggi



Gambar 7. Sebaran *cluster* tinggi

Gambar heatmap tersebut menunjukkan sebaran wilayah dengan intensitas radiasi matahari tinggi di Pulau Sumatera. Total terdapat 57 wilayah dengan kisaran nilai radiasi antara 4,668 kWh/m<sup>2</sup>/d hingga 5,156 kWh/m<sup>2</sup>/d, serta memiliki rata-rata sebesar 4,793 kWh/m<sup>2</sup>/d. Nilai ini menunjukkan bahwa wilayah-wilayah dalam *cluster* tinggi memiliki tingkat potensi energi surya yang sangat baik dan berpotensi besar untuk pengembangan Pembangkit Listrik Tenaga Surya (PLTS) berskala besar.

Dari sisi distribusi provinsi, wilayah dengan potensi tertinggi didominasi oleh Sumatera Utara dengan 12 wilayah (21,05%), diikuti oleh Sumatera Selatan dengan 11 wilayah (19,30%) dan Aceh sebanyak 10 wilayah (17,54%). Provinsi Bengkulu juga memiliki kontribusi yang cukup signifikan dengan 8 wilayah (14,04%). Sementara itu, Lampung memiliki 6 wilayah (10,53%), Sumatera Barat 5 wilayah (8,77%), serta Jambi 3 wilayah (5,26%). Adapun Riau dan Kepulauan Riau masing-masing hanya memiliki 1 wilayah (1,75%), sedangkan Bangka Belitung tidak memiliki wilayah yang masuk dalam *cluster* tinggi.

Secara spasial, wilayah dengan potensi tinggi tersebar di sepanjang jalur barat dan selatan Pulau Sumatera, terutama di area yang memiliki intensitas penyinaran matahari tinggi dan tingkat tutupan awan rendah. Kondisi ini sangat mendukung pengembangan PLTS karena intensitas radiasi surya yang tinggi dapat meningkatkan efisiensi konversi energi. Dengan demikian, provinsi seperti Sumatera Utara, Sumatera Selatan, Aceh, dan Bengkulu dapat diprioritaskan sebagai lokasi strategis untuk pengembangan energi surya di kawasan Sumatera.

### 3.2. Discussion

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa Pulau Sumatera memiliki variasi potensi radiasi surya yang cukup beragam dan dapat dikategorikan ke dalam tiga *cluster* utama, yaitu rendah, sedang, dan tinggi. Berdasarkan hasil pengelompokan menggunakan algoritma K-Means *Clustering*, sebagian besar wilayah di Sumatera masuk dalam kategori sedang hingga tinggi, dengan rata-rata nilai radiasi berkisar antara 4,396 hingga 5,156 kWh/m<sup>2</sup>/d. Kondisi ini menandakan bahwa Pulau Sumatera memiliki potensi besar dalam pengembangan Pembangkit Listrik Tenaga Surya (PLTS) baik pada skala menengah maupun besar.

Wilayah dengan potensi tinggi, seperti di Sumatera Utara, Sumatera Selatan, Aceh, dan Bengkulu, menunjukkan tingkat penyinaran matahari yang stabil sepanjang tahun. Hal ini sejalan dengan penelitian Tanoto et al. [4] yang menemukan bahwa wilayah tropis dengan tingkat tutupan awan rendah dan posisi geografis mendekati garis khatulistiwa cenderung memiliki intensitas radiasi yang lebih tinggi, menjadikannya ideal untuk lokasi PLTS. Temuan serupa juga dilaporkan oleh Suwadana et al. [3] yang menggunakan model *Recurrent Neural Networks (RNN)* untuk memprediksi radiasi surya di wilayah tropis dan menunjukkan korelasi kuat antara stabilitas penyinaran dengan efisiensi konversi energi.

Selain itu, hasil pengelompokan dalam penelitian ini memperkuat studi Sicuaio et al. [5] yang menekankan pentingnya pendekatan berbasis data dalam pemilihan lokasi *solar farm*, di mana faktor teknis seperti radiasi surya merupakan komponen utama dalam penentuan kelayakan lokasi. Penelitian ini juga sejalan dengan Soisom et al. [6] yang menggunakan pendekatan *clustering* untuk mengidentifikasi wilayah berpotensi tinggi berdasarkan data temporal dan spasial radiasi surya.

Dari sisi metodologi, penerapan K-Means *Clustering* terbukti efektif dalam memetakan potensi radiasi surya berdasarkan tingkat kesamaan antarwilayah. Hasil visualisasi spasial menunjukkan pola distribusi yang konsisten dengan kondisi geografis Sumatera — wilayah barat dan selatan yang didominasi daerah pegunungan serta pesisir berpotensi tinggi, sedangkan wilayah dengan curah hujan tinggi dan awan tebal cenderung masuk kategori rendah. Hal ini menguatkan pandangan [11], [14] bahwa metode K-Means mampu menghasilkan pemetaan yang representatif untuk analisis berbasis spasial dan lingkungan.

Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi empiris terhadap literatur dengan menunjukkan bahwa pendekatan data-driven *clustering* dapat digunakan untuk mendukung perencanaan energi terbarukan, khususnya dalam konteks pengembangan PLTS di Indonesia. Selain itu, hasil klasifikasi ini dapat menjadi dasar awal untuk analisis multikriteria lebih lanjut dengan mempertimbangkan variabel tambahan seperti suhu, curah hujan, kemiringan lahan, dan jarak dari jaringan listrik, sebagaimana disarankan oleh Cui et al. [7]

#### 4. KESIMPULAN

Penelitian ini menganalisis dan memetakan potensi energi matahari di wilayah pulau Sumatera yang terdiri dari 154 kabupaten/kota, dan menentukan tiga *cluster* dengan metode elbow yaitu *cluster* rendah, *cluster* sedang, dan *cluster* tinggi. *Cluster* rendah mencakup 22 wilayah dengan rata-rata radiasi sebesar 4,240 kWh/m<sup>2</sup>/d, umumnya tersebar di wilayah barat Sumatera seperti Sumatera Barat, Aceh, dan Sumatera Utara. Wilayah dalam *cluster* ini memiliki tingkat tutupan awan tinggi serta curah hujan yang lebih besar, sehingga kurang direkomendasikan untuk pengembangan PLTS karena potensi penyinaran matahari yang relatif rendah.

Selanjutnya, *cluster* sedang mencakup 75 wilayah dengan rata-rata 4,535 kWh/m<sup>2</sup>/d, tersebar merata di seluruh provinsi. Wilayah ini menunjukkan potensi energi surya yang stabil dan konsisten sepanjang tahun, sehingga cocok untuk pengembangan PLTS skala menengah, baik untuk kebutuhan regional maupun komunal. Sementara itu, *cluster* tinggi mencakup 57 wilayah dengan rata-rata 4,793 kWh/m<sup>2</sup>/d, didominasi oleh Sumatera Utara, Sumatera Selatan, Aceh, dan Bengkulu. Wilayah-wilayah dalam *cluster* ini memiliki tingkat intensitas penyinaran matahari yang tinggi dan tingkat tutupan awan yang rendah, sehingga paling ideal untuk pengembangan PLTS berskala besar. Potensi ini dapat dimanfaatkan sebagai lokasi strategis pembangunan energi surya untuk mendukung pasokan energi bersih dan berkelanjutan di wilayah Sumatera.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] K. BENMOUIZA, “Hourly Solar Irradiation Forecast Using Hybrid Local Gravitational Clustering and Group Method of Data Handling Methods,” Dec. 03, 2021. doi: 10.21203/rs.3.rs-1050483/v1.
- [2] G. Giarno, D. Didiharyono, A. A. Fisru, and A. Mattingaragau, “Influence Rainy and Dry Season to Daily Rainfall Interpolation in Complex Terrain of Sulawesi,” in *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, Institute of Physics Publishing, Apr. 2020. doi: 10.1088/1755-1315/469/1/012003.
- [3] F. A. Suwadana *et al.*, “Solar Irradiance Estimation in Tropical Regions Using Recurrent Neural Networks and WRF Models,” *Energies (Basel)*, vol. 18, no. 4, Feb. 2025, doi: 10.3390/en18040925.
- [4] Y. Tanoto, G. S. Budhi, and S. F. Mingardi, “Clustering-based assessment of solar irradiation and temperature attributes for PV power generation site selection: A case of Indonesia’s Java-Bali region,” *International Journal of Renewable Energy Development*, vol. 13, no. 2, pp. 351–361, Mar. 2024, doi: 10.61435/ijred.2024.59998.
- [5] T. Sicuaio, P. Zhao, P. Pilesjö, A. Shindyapin, and A. Mansourian, “A Multi-Objective Optimization Approach for Solar Farm Site Selection: Case Study in Maputo, Mozambique,” *Sustainability (Switzerland)*, vol. 16, no. 17, Sep. 2024, doi: 10.3390/su16177333.
- [6] I. Soisom, K. Kerdprasop, and N. Kerdprasop, “The Search for Areas with High Solar Energy Based on Clustering Analysis,” in *ACM International Conference Proceeding Series*, Association for Computing Machinery, Dec. 2022, pp. 78–82. doi: 10.1145/3582099.3582112.
- [7] L. Cui, J. Zhang, Y. Su, and S. Li, “A GIS-Based Multidimensional Evaluation Method for Solar Energy Potential in Shanxi Province, China,” *Energies (Basel)*, vol. 16, no. 3, Feb. 2023, doi: 10.3390/en16031305.
- [8] G. Narvaez *et al.*, “An interactive tool for visualization and prediction of solar radiation and photovoltaic generation in Colombia,” *Big Earth Data*, vol. 7, no. 3, pp. 904–929, 2023, doi: 10.1080/20964471.2023.2185920.
- [9] E. Umargono, J. E. Suseno, and V. Gunawan, “K-Means Clustering Optimization Using the Elbow Method and Early Centroid Determination Based on Mean and Median Formula,” 2020.
- [10] A. Almohammed and M. Abido, “RES on power operation: K-means clustering over elbow approach,” *WSEAS Transactions on Power Systems*, vol. 15, pp. 214–221, 2020, doi: 10.37394/232016.2020.15.25.
- [11] J. Wang, C. Jiang, H. Zhang, Y. Ren, K.-C. Chen, and L. Hanzo, “Thirty Years of Machine Learning: The Road to Pareto-Optimal Wireless Networks,” Aug. 2020, doi: 10.1109/COMST.2020.2965856.
- [12] E. U. Oti, M. O. Olusola, F. C. Eze, and S. U. Enogwe, “Comprehensive Review of K-Means Clustering Algorithms,” *International Journal of Advances in Scientific Research and Engineering*, vol. 07, no. 08, pp. 64–69, 2021, doi: 10.31695/ijasre.2021.34050.
- [13] A. Aljohani, “Optimizing Patient Stratification in Healthcare: A Comparative Analysis of Clustering Algorithms for EHR Data,” *International Journal of Computational Intelligence Systems*, vol. 17, no. 1, Dec. 2024, doi: 10.1007/s44196-024-00568-8.
- [14] E. U. Oti, M. O. Olusola, F. C. Eze, and S. U. Enogwe, “Comprehensive Review of K-Means Clustering Algorithms,” *International Journal of Advances in Scientific Research and Engineering*, vol. 07, no. 08, pp. 64–69, 2021, doi: 10.31695/ijasre.2021.34050.
- [15] C. Shi, B. Wei, S. Wei, W. Wang, H. Liu, and J. Liu, “A quantitative discriminant method of elbow point for the optimal number of clusters in clustering algorithm,” *EURASIP J Wirel Commun Netw*, vol. 2021, no. 1, Dec. 2021, doi: 10.1186/s13638-021-01910-w.

- [16] E. Schubert, “Stop using the elbow criterion for k-means and how to choose the number of *clusters* instead.”
- [17] E. Umargono, J. E. Suseno, and V. Gunawan, “K-Means *Clustering* Optimization Using the Elbow Method and Early Centroid Determination Based on Mean and Median Formula,” 2020.
- [18] M. Fritz, M. Behringer, D. Tschechlov, and H. Schwarz, “Efficient exploratory *clustering* analyses in large-scale exploration processes,” *VLDB Journal*, vol. 31, no. 4, pp. 711–732, Jul. 2022, doi: 10.1007/s00778-021-00716-y.