



Pemetaan Potensi Energi Matahari di Sulawesi Utara menggunakan Machine Learning K-Means

Afrioni Roma Rio^{a*}, Berton Maruli Siahaan^a, Ernawatil Gani^a

^aJurusan/Prodi Fisika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Sam Ratulangi, Indonesia

KATA KUNCI

Energi terbarukan
Potensi energi matahari
Machine learning
K-means

ABSTRAK

Penelitian ini mengkaji potensi energi matahari di Sulawesi Utara dengan menganalisis parameter lingkungan seperti suhu, kelembaban relatif, jumlah awan, dan radiasi matahari selama periode 2018 hingga 2022. Metode *machine learning* K-Means digunakan untuk mengelompokkan data secara optimal, dengan penentuan jumlah kluster terbaik melalui metode siku. Penggunaan *machine learning* ini penting untuk menangani data yang besar dan kompleks, serta mengidentifikasi pola tersembunyi yang membantu pemetaan potensi energi matahari. Hasil analisis menunjukkan bahwa Kluster 2, yang terdiri dari wilayah dengan suhu tinggi dan radiasi matahari yang optimal, memiliki potensi terbesar untuk instalasi tenaga surya skala besar, didukung oleh infrastruktur tenaga surya yang sudah ada di wilayah pada kluster tersebut. Penelitian ini menghasilkan peta energi surya hingga tingkat desa, yang dapat digunakan untuk pengembangan energi surya di Sulawesi Utara.

KEYWORDS

Renewable energy
Solar energy potential
Machine learning
K-means

ABSTRACT

This study examines the solar energy potential in North Sulawesi by analyzing environmental parameters such as temperature, relative humidity, cloud cover, and solar irradiance over the period of 2018 to 2022. The machine learning K-means method was used to optimally cluster the data, with the best number of clusters determined through the elbow method. The use of machine learning is important for handling large and complex datasets, as well as identifying hidden patterns that aid in mapping solar energy potential. The analysis results show that Cluster 2, which consists of areas with high temperatures and optimal solar irradiance, has the greatest potential for large-scale solar power installations, supported by existing solar infrastructure in the region. This study produces a detailed solar energy map down to the village level, which can be used for the development of solar energy in North Sulawesi.

TERSEDIA ONLINE

01 Februari 2025

Pendahuluan

Penggunaan bahan bakar fosil seperti batu bara, minyak, dan gas alam berdampak besar terhadap lingkungan, terutama melalui emisi karbon yang berkontribusi pada pemanasan global. Emisi karbon ini meningkatkan konsentrasi gas rumah kaca di atmosfer, menyebabkan suhu bumi naik. Pemanasan global berdampak langsung pada perubahan iklim,

yang memicu peningkatan frekuensi dan intensitas bencana alam seperti badai, banjir, dan kekeringan. Selain itu, bahan bakar fosil adalah sumber daya yang terbatas, dan ketersediaannya akan semakin menurun seiring waktu. Dengan pertumbuhan jumlah penduduk yang terus meningkat, kebutuhan energi juga akan terus bertambah, sehingga peralihan ke sumber energi terbarukan seperti

*Corresponding author:

Email address: afrioni.roma.rio@gmail.com

Published by FMIPA UNSRAT (2024)

tenaga air, panas bumi, angin, dan matahari menjadi semakin mendesak (Li et al., 2022).

Energi matahari merupakan salah satu alternatif paling menjanjikan untuk menggantikan bahan bakar fosil. Energi ini dapat dimanfaatkan menggunakan sel surya atau sistem fotovoltaik (PV), yang bekerja dengan mengubah radiasi matahari menjadi listrik melalui efek fotovoltaik pada material semikonduktor. Kinerja sel surya sangat bergantung pada efisiensinya, yang dipengaruhi oleh beberapa faktor seperti suhu, radiasi matahari, dan keberadaan debu (Chikate et al., 2015; Sampaio & González, 2017). Radiasi matahari yang tinggi lebih diinginkan karena jumlah foton yang mencapai sel surya lebih banyak, sehingga meningkatkan efisiensi konversi energi. Namun, suhu yang terlalu tinggi justru dapat mengurangi efisiensi sel surya. Dalam kondisi seperti ini, energi matahari masih dapat dimanfaatkan untuk aplikasi lain, seperti pemanasan air. Teknologi pemanasan ini bisa digunakan untuk proses desalinasi, seperti pada metode *Solar Still Distillation*, *Solar Chimney*, dan *Humidification-Dehumidification* untuk mengubah air laut menjadi air tawar (Curto et al., 2021).

Untuk menentukan lokasi yang optimal bagi pemanfaatan energi matahari, penting untuk memahami karakteristik dari lokasi tersebut. *Machine learning* menawarkan metode yang efektif untuk memetakan lokasi-lokasi ini. Sebuah studi oleh Rumbayan et al. (2012) menerapkan *machine learning* menggunakan *artificial neural network* dan sistem informasi geografis untuk memetakan potensi energi matahari di Indonesia, dan menemukan bahwa bagian timur Indonesia, khususnya Manado di Sulawesi Utara, menerima lebih banyak radiasi matahari dibandingkan bagian barat serta memiliki potensi energi matahari tertinggi sepanjang tahun. *Machine learning* juga bermanfaat dalam klasifikasi iklim, klasifikasi gempa bumi, dan memengaruhi perencanaan, desain, serta konstruksi bangunan (Rio & Siahaan, 2023; Yang et al., 2020; Zscheischler et al., 2012).

Di Indonesia, energi matahari merupakan salah satu sumber energi terbarukan yang menjanjikan, dengan kapasitas potensi mencapai 207,8 GW secara nasional dan 2113 MW khususnya di Sulawesi Utara (Pambudi et al., 2023). Sulawesi Utara terdiri dari 15 kota/kabupaten, 171 kecamatan, dan 1839 desa dengan luas total 13.851,64 km² (BAPPEDA, 2021). Penelitian ini bertujuan untuk memetakan potensi energi matahari di Sulawesi Utara menggunakan pendekatan *machine learning*, khususnya algoritma klasterisasi K-Means. Metode ini membantu mengelompokkan wilayah berdasarkan parameter seperti suhu, kelembaban, jumlah awan, dan radiasi matahari, sehingga memudahkan penilaian potensi dan kelayakan penerapan sel surya atau aplikasi energi matahari lainnya di berbagai daerah di Sulawesi Utara.

Material dan Metode

Penelitian ini mengikuti alur metodologi yang terstruktur, dimulai dengan pengumpulan data, pra-pemrosesan data, penentuan jumlah klaster optimal, klasterisasi menggunakan algoritma K-Means, dan interpretasi hasil.

Pengumpulan Data

Data yang diperlukan meliputi suhu (°C), kelembaban relatif (%), jumlah awan (%), dan radiasi matahari (W/m²) dari 1839 desa di Sulawesi Utara. Data ini diperoleh dari proyek POWER Langley Research Center (LaRC) (2024) dengan menggunakan koordinat lokasi setiap desa dan memilih parameter yang akan diambil. Untuk mendapatkan data tersebut, penulis harus mengumpulkan koordinat setiap desa di Sulawesi Utara. Koordinat tersebut dikumpulkan melalui *scraping* atau mencari satu per satu data lokasi dengan menggunakan pencarian setiap desa di Google Maps. Data koordinat tersebut kemudian disimpan dalam *file* CSV. Selanjutnya, dengan menggunakan metode *looping* atau pengulangan dalam Python dan API (*application programming interface*) yang disediakan oleh POWER LaRC, data yang dibutuhkan untuk setiap desa dapat diperoleh lebih cepat tanpa menginput koordinat secara manual. Semua data yang diperoleh kemudian disimpan dalam *file* CSV untuk proses selanjutnya.

Pra-pemrosesan Data

Data yang terkumpul diproses dan dianalisis menggunakan Python dengan *library* seperti NumPy, Pandas, Matplotlib, Seaborn, dan Plotly. Proses ini melibatkan analisis tren suhu selama lima tahun dan standarisasi parameter menggunakan metode *standard scaler* untuk memastikan bahwa semua fitur berada pada skala yang sama.

Penentuan Jumlah Klaster Optimal

Metode siku digunakan untuk menentukan jumlah klaster optimal. Metode ini dimulai dengan meningkatkan jumlah klaster hingga nilai maksimum klaster yang ditentukan. *Distortion score* yang merupakan jumlah jarak kuadrat dari setiap titik ke pusat klaster, dihitung untuk setiap nilai K. Titik di mana penurunan nilai mulai melambat tajam dan membentuk siku merupakan klaster optimal (Shi et al., 2021).

Klasterisasi K-Means

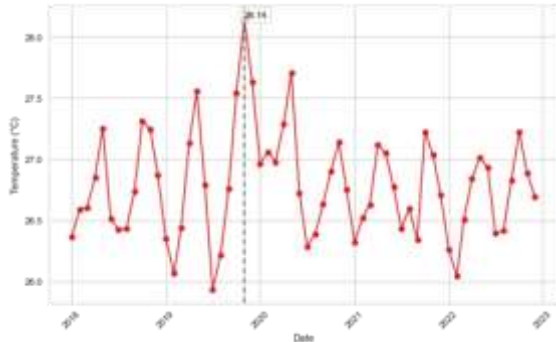
Algoritma K-Means dipilih karena mudah dipahami dan diimplementasikan, membuatnya sangat populer untuk proses klasterisasi. Selain itu, K-Means juga sangat efisien dan mampu mengelola *dataset* besar dengan banyak fitur secara cepat. Algoritma ini diterapkan menggunakan *library* yang ada pada Python yaitu scikit-learn (Bisong & Bisong, 2019).

Interpretasi Hasil

Setelah klasterisasi, karakteristik setiap klaster dianalisis, termasuk suhu, jumlah awan, kelembaban, dan radiasi matahari.

Hasil dan Pembahasan

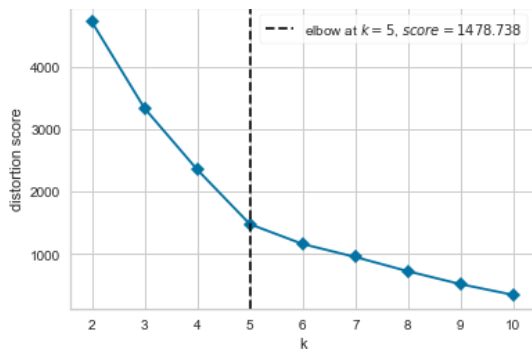
Selama fase eksplorasi data, suhu rata-rata di Sulawesi Utara selama lima tahun (2018 hingga 2022) dianalisis (Gambar 1). Data menunjukkan suhu bervariasi antara 26°C hingga 28°C, dengan puncak suhu terjadi pada November 2019.



Gambar 1. Suhu rerata di Sulawesi Utara dari tahun 2018 hingga 2022

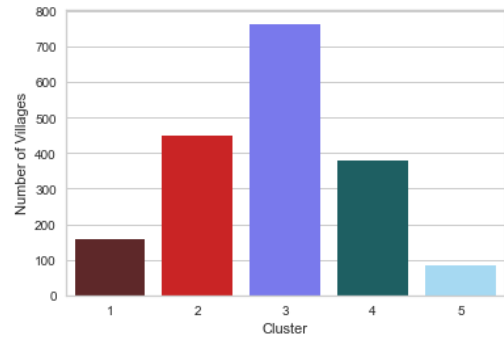
Rentang suhu ini penting untuk sel surya PV, karena suhu yang sangat tinggi dapat mengurangi efisiensinya. Selain suhu, efisiensi sel surya juga dipengaruhi oleh faktor lain seperti radiasi matahari, debu, dan kelembaban (Chikate et al., 2015).

Meskipun suhu yang teramati di Sulawesi Utara menunjukkan bahwa daerah ini berpotensi untuk aplikasi energi surya, penting untuk mempertimbangkan parameter lain seperti radiasi matahari, jumlah awan, dan kelembaban untuk memetakan potensi energi surya dengan akurat di wilayah tersebut.



Gambar 2. Metode siku untuk menentukan jumlah kluster optimum

Setelah dilakukan pra-pemrosesan data. Maka langkah selanjutnya adalah mencari jumlah kluster optimum dengan menggunakan metode siku. Gambar 2 menunjukkan metode siku dimana *distortion score* menurun tajam hingga mencapai lima kluster dan kemudian stabil hingga membentuk siku. Hal ini menunjukkan bahwa lima kluster cukup untuk menggambarkan variasi data secara efektif tanpa perlu menambah jumlah kluster.



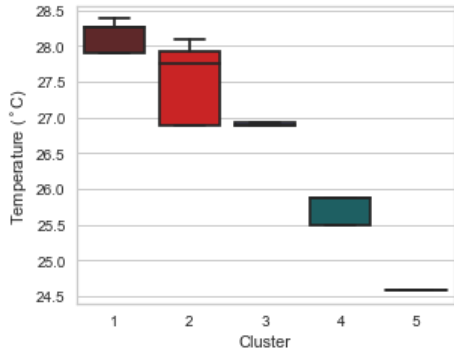
Gambar 3. Sebaran kluster dari desa-desa di Sulawesi Utara

Dari 1839 desa di Sulawesi Utara, menggunakan metode K-Means diperoleh sebaran data yang ditunjukkan pada Gambar 3. Warna masing-masing kluster dipilih berdasarkan suhu rata-rata, dengan kluster 1 memiliki nilai tertinggi, sedangkan kluster 5 adalah kluster dengan suhu rata-rata terendah.

Tabel 1. Sebaran kluster untuk masing-masing kabupaten/kota di Sulawesi Utara

Kabupaten/Kota	Kluster					Total
	1	2	3	4	5	
Bolaang Mongondow	29	0	2	137	34	202
Bolaang Mongondow Selatan	0	0	0	34	47	81
Bolaang Mongondow Timur	0	0	0	81	0	81
Bolaang Mongondow Utara	103	0	1	0	3	107
Kep. Siau Tagulandang Biaro	0	93	0	0	0	93
Kepulauan Sangihe	0	163	4	0	0	167
Kepulauan Talaud	0	53	100	0	0	153
Kota Bitung	0	69	0	0	0	69
Kota Kotamobagu	0	0	0	33	0	33
Kota Manado	0	0	87	0	0	87
Kota Tomohon	0	0	44	0	0	44
Minahasa	7	13	250	0	0	270
Minahasa Selatan	20	0	115	42	0	177
Minahasa Tenggara	0	0	90	54	0	144
Minahasa Utara	0	60	71	0	0	131
Total	159	451	764	381	84	1839

Kluster 3 memiliki jumlah desa terbanyak, yaitu 764 desa, sementara Kluster 5 memiliki jumlah desa terendah, yaitu hanya 84 desa. Kontribusi terbesar dari kluster 3 ada di wilayah Kabupaten Minahasa, dari 270 desa, 250 desa termasuk dalam kluster ini. Sedangkan kluster 5 ada pada wilayah Bolaang Mongondow dan Bolaang Mongondow Selatan (Tabel 1).

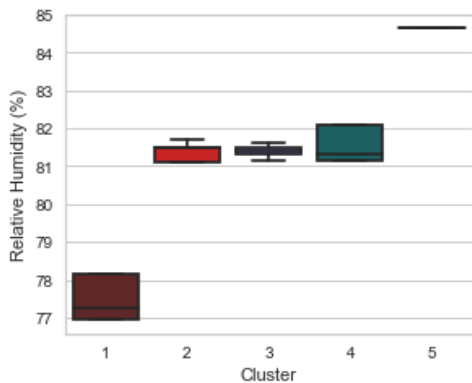


Gambar 4. Sebaran data suhu setiap klaster

Untuk memahami distribusi dan karakteristik setiap klaster, fitur-fitur seperti suhu, kelembaban relatif, jumlah awan, dan radiasi matahari dianalisis menggunakan *box plot*.

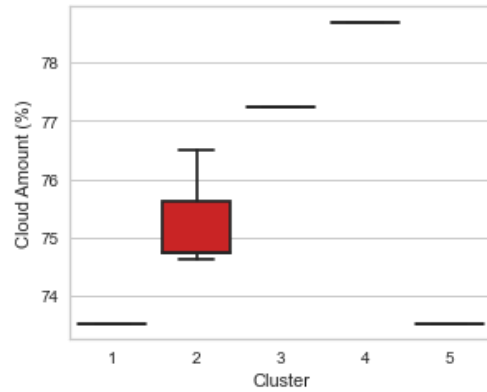
Gambar 4,5,6 dan 7 menunjukkan distribusi fitur-fitur ini di lima klaster. Setiap *box plot* menggambarkan median, kuartil, dan *outlier* untuk setiap fitur dalam klaster.

Sebagai contoh, klaster 1 menunjukkan suhu tinggi dan kelembaban relatif serta jumlah awan yang rendah, sedangkan klaster 5 menunjukkan suhu lebih rendah, kelembaban relatif lebih tinggi, variasi jumlah awan yang lebih sedikit, dan radiasi matahari yang rendah dibanding klaster lainnya.



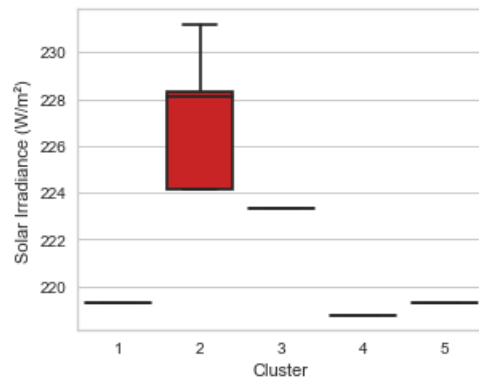
Gambar 5. Sebaran data kelembaban relatif setiap klaster

Berdasarkan analisis klaster dan pemetaan, Klaster 1 ditandai dengan suhu tinggi, kelembaban relatif rendah, dan jumlah awan yang minim, tetapi radiasi matahari relatif rendah dibandingkan dengan klaster lainnya. Ini menunjukkan bahwa kondisi ini mungkin kurang ideal untuk aplikasi sel surya skala besar.



Gambar 6. Sebaran jumlah awan setiap klaster

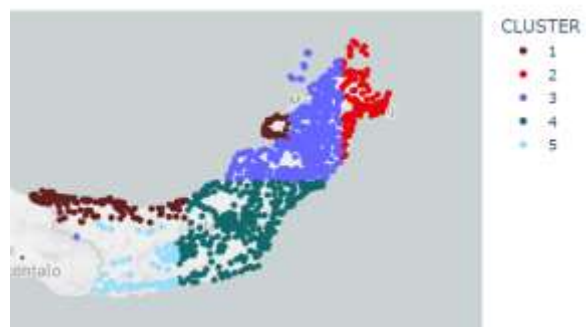
Klaster 2 sangat cocok untuk aplikasi sel surya karena kombinasi suhu tinggi, kelembaban relatif dan jumlah awan yang moderat, serta radiasi matahari yang tinggi.



Gambar 7. Sebaran radiasi matahari setiap klaster

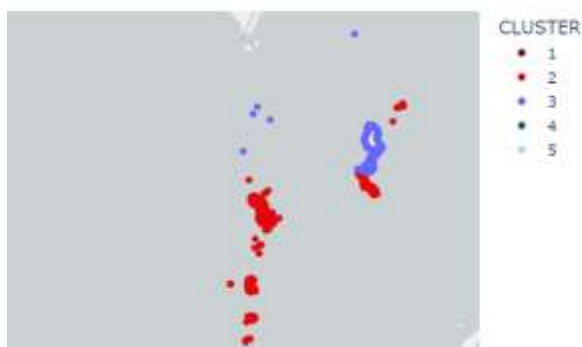
Keunggulan klaster 2 juga didukung oleh keberadaan Pembangkit Listrik Tenaga Surya (PLTS) terbesar di Desa Wineru, Likupang Timur, yang memiliki kapasitas 15 MW untuk penggunaan umum di Sulawesi Utara (Bayu & Windarta, 2021).

Klaster 3 memiliki nilai fitur yang sedang, dengan suhu, kelembaban relatif, jumlah awan, dan radiasi matahari yang seimbang, sehingga kondisi ini stabil dan cocok untuk mendukung penggunaan sel surya pribadi. Di sisi lain, Klaster 4 dan 5 menunjukkan suhu yang lebih rendah serta kombinasi kelembaban relatif, jumlah awan, dan radiasi matahari yang berbeda. Potensi ini dapat dieksplorasi untuk sumber energi terbarukan lainnya.



Gambar 8. Sebaran klaster di Sulawesi Utara wilayah daratan

Di seluruh wilayah daratan (Gambar 8), kelima klaster terdistribusi secara merata, menunjukkan variasi kondisi lingkungan yang dipengaruhi oleh perbedaan topografi, elevasi, dan faktor geografis lainnya. Wilayah daratan di Sulawesi Utara memiliki kondisi geografis yang lebih beragam, mulai dari pegunungan hingga dataran rendah, yang mempengaruhi parameter seperti suhu, kelembaban, dan radiasi matahari. Sementara itu, klaster 2 dan 3 mendominasi wilayah kepulauan (Gambar 9), di mana kondisi geografis cenderung lebih seragam dengan lingkungan yang relatif homogen, seperti daerah pesisir yang mendapatkan lebih banyak paparan sinar matahari sehingga tidak ada perbedaan suhu yang signifikan.



Gambar 9. Sebaran klaster di Sulawesi Utara wilayah kepulauan

Untuk informasi lengkap mengenai setiap desa di Sulawesi Utara, termasuk nilai-nilai suhu, kelembaban relatif, jumlah awan, radiasi matahari, dan pengelompokan klaster, dapat diakses pada tautan berikut:

https://sl.unsrat.ac.id/solar_k_means

Dataset ini diharapkan dapat membantu dalam pengambilan keputusan untuk solusi energi terbarukan di Sulawesi Utara khususnya potensi energi matahari.

Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Daftar Isian Pelaksanaan Anggaran (DIPA) Universitas Sam Ratulangi atas dukungan dan pendanaan yang diberikan melalui skema Riset Dasar/Terapan Umum Unggulan Unsrat (RDTU3) Tahun Anggaran 2024 Nomor: 610/UN12.27/LT/2024.

Kesimpulan

Penelitian ini menganalisis dan memetakan potensi energi matahari di Sulawesi Utara menggunakan parameter suhu, kelembaban relatif, jumlah awan, dan radiasi matahari. Setelah memproses data dan menentukan lima klaster dengan metode siku, ditemukan bahwa Klaster 1 cocok untuk teknologi surya tertentu, Klaster 2 ideal untuk aplikasi energi surya skala besar karena memiliki karakteristik yang dapat meningkatkan efisiensi sel surya, yaitu suhu yang optimum, kelembaban moderat, jumlah awan rendah, serta radiasi matahari tertinggi dibandingkan klaster

lainnya. Klaster 3 berpotensi untuk instalasi surya pribadi, sedangkan Klaster 4 dan 5, dengan kondisi yang berbeda, memerlukan eksplorasi lebih lanjut untuk alternatif energi terbarukan lainnya. Semua klaster tersebar di daratan Sulawesi Utara, dengan Klaster 2 dan 3 lebih dominan di area kepulauan.

Daftar Pustaka

- BAPPEDA, S. U. (2021). Rencana Pembangunan Jangka Menengah Daerah Sulawesi Utara Tahun 2021-2026. BAPPEDA Provinsi Sulawesi Utara.
- Bayu, H., & Windarta, J. (2021). Tinjauan Kebijakan dan Regulasi Pengembangan PLTS di Indonesia. *Jurnal Energi Baru Dan Terbarukan*, 2(3), 123-132.
- Bisong, E., & Bisong, E. (2019). Introduction to Scikit-learn. Building Machine Learning and Deep Learning Models on Google Cloud Platform: A Comprehensive Guide for Beginners, 215-229.
- Chikate, B. V., Sadawarte, Y. A., & Sewagram, B. D. C. O. E. (2015). The Factors Affecting the Performance of Solar Cell. In *International Journal of Computer Applications* (pp. 975-8887).
- Curto, D., Franzitta, V., & Guercio, A. (2021, January). A review of the water desalination technologies. In *Applied Sciences (Switzerland)* (Vol. 11, Issue 2, pp. 1-36). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/app11020670>
- Li, W., Yu, X., Hu, N., Huang, F., Wang, J., & Peng, Q. (2022). Study on the relationship between fossil energy consumption and carbon emission in Sichuan Province. *Energy Reports*, 8, 53-62. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2022.01.112>
- Pambudi, N. A., Firdaus, R. A., Rizkiana, R., Ulfa, D. K., Salsabila, M. S., Suharno, & Sukatiman. (2023). Renewable Energy in Indonesia: Current Status, Potential, and Future Development. *Sustainability*, 15(3), 2342.
- POWER (LaRC), N. L. R. C. (2024, May). Prediction of Worldwide Energy Resource (POWER). NASA Langley Research Center (LaRC).
- Rio, A. R., & Siahaan, B. M. (2023). Agglomerative Clustering of 2022 Earthquakes in North Sulawesi, Indonesia. *Buana Information Technology and Computer Sciences (BIT and CS)*, 4(2), 76-84.
- Rumbayan, M., Abudureyimu, A., & Nagasaka, K. (2012). Mapping of solar energy potential in Indonesia using artificial neural network and geographical information system. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 16(3), 1437-1449.
- Sampaio, P. G. V., & González, M. O. A. (2017). Photovoltaic solar energy: Conceptual framework. In *Renewable and Sustainable Energy Reviews* (Vol. 74, pp. 590-601). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.02.081>
- Shi, C., Wei, B., Wei, S., Wang, W., Liu, H., & Liu, J. (2021). A quantitative discriminant method of

elbow point for the optimal number of clusters in clustering algorithm. *Eurasip Journal on Wireless Communications and Networking*, 2021, 1–16.

Yang, L., Lyu, K., Li, H., & Liu, Y. (2020). Building climate zoning in China using supervised classification-based machine learning. *Building and Environment*, 171, 106663.

Zscheischler, J., Mahecha, M. D., & Harmeling, S. (2012). Climate classifications: The value of unsupervised clustering. *Procedia Computer Science*, 9, 897–906