

PENERAPAN *MACHINE LEARNING* DALAM ESTIMASI KECEPATAN ANGIN

**Marina Ayu Sulastr¹, Ngurah Made Darma Putra², Djuniadi³,
Furqon Alfahmi⁴**

Universitas Negeri Semarang^{1,2,3}
Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika⁴
marinaayusulastr@students.unnes.ac.id¹

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi performa model Support Vector Regression (SVR) dengan kernel Radial Basis Function (RBF) dalam memprediksi kecepatan angin. Parameter meteorologi yang digunakan meliputi suhu, kelembapan, dan tekanan udara. Data berasal dari observasi cuaca harian Kota Surabaya tahun 2022 - 2023 dan hasil prediksi dibandingkan dengan data kecepatan angin aktual. Metode penelitian dilakukan melalui tahapan pengumpulan data, preprocessing, pembagian dataset menjadi data latih dan uji dengan rasio 80:20, implementasi model SVR-RBF, serta evaluasi performa menggunakan MAE, MSE dan R^2 . Hasil yang didapatkan adalah model SVR menunjukkan kemampuan yang baik dalam menangkap pola non-linear antara variabel input dan output, dengan evaluasi performa menunjukkan nilai Mean Absolute Error (MAE) sebesar 0.25, Mean Squared Error (MSE) 0.14, dan Coefficient of Determination (R^2) sebesar 0.92 yang menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan 92% variasi dalam kecepatan angin. Berdasarkan hasil ini, dapat disimpulkan bahwa SVR dengan kernel RBF memiliki potensi untuk diterapkan sebagai alat prediksi yang andal dalam sistem prediksi kecepatan angin di Kota Surabaya.

Kata kunci: Kecepatan Angin, Prediksi Cuaca, Radial Basis Function (RBF), Support Vector Regression (SVR),

ABSTRACT

This study aims to evaluate the performance of the Support Vector Regression (SVR) model with a Radial Basis Function (RBF) kernel in predicting wind speed. The meteorological parameters used include temperature, humidity, and air pressure. The data were obtained from daily weather observations in Surabaya City during 2022–2023, and the predictions were compared with the actual wind speed data. The research method involved several stages, namely data collection, preprocessing, splitting the dataset into training and testing sets with a ratio of 80:20, implementing the SVR-RBF model, and performance evaluation using MAE, MSE, and R^2 . The results show that the SVR model has good capability in capturing the non-linear patterns between input and output variables, with performance evaluation yielding a Mean Absolute Error (MAE) of 0.25, a Mean Squared Error (MSE) of 0.14, and a Coefficient of Determination (R^2) of 0.92, indicating that the model explains 92% of the variation in wind speed. Based on these findings, it can be concluded that SVR with an RBF kernel has strong

potential to be applied as a reliable tool for wind speed prediction systems in Surabaya.

Keywords: *Wind Speed, Weather Prediction, Radial Basis Function (RBF), Support Vector Regression (SVR)*

PENDAHULUAN

Kecepatan angin merupakan salah satu parameter penting dalam berbagai bidang, termasuk energi terbarukan, penerbangan, pertanian, dan prakiraan cuaca. Dalam sektor energi, misalnya, kecepatan angin sangat berpengaruh terhadap efisiensi pembangkit listrik tenaga angin. Turbin angin membutuhkan data kecepatan angin yang akurat untuk menentukan lokasi yang optimal dan meningkatkan produksi energi. Di sektor penerbangan, kecepatan angin memengaruhi keselamatan dan efisiensi operasi penerbangan, mulai dari manuver saat lepas landas hingga pendaratan. Selain itu, dalam prakiraan cuaca, pemahaman tentang pola kecepatan angin sangat penting untuk memprediksi peristiwa cuaca ekstrem, seperti badai atau angin kencang, yang berpotensi merugikan kehidupan masyarakat (Alves et al., 2023).

Namun, prediksi kecepatan angin merupakan tantangan besar. Sifatnya yang sangat dinamis dan dipengaruhi oleh banyak faktor lingkungan menjadikan prediksi ini sebagai masalah yang kompleks. Beberapa parameter meteorologi, seperti tekanan udara, kelembapan, dan suhu, memiliki hubungan non-linear dengan kecepatan angin. Selain itu, pola kecepatan angin sering kali dipengaruhi oleh faktor geografis, seperti topografi dan ketinggian suatu lokasi, yang semakin menambah kerumitan analisis. Oleh karena itu, metode prediksi yang efektif diperlukan

untuk mengatasi tantangan ini (Valsaraj et al., 2022).

Perkembangan teknologi machine learning telah membuka peluang baru untuk meningkatkan akurasi prediksi kecepatan angin. Machine learning menawarkan kemampuan untuk menangkap hubungan non-linear antara variabel input dan output, lebih fleksibel dan adaptif dibandingkan pendekatan statistik tradisional (Sutaryani et al., 2024). Dalam teknik data mining, support vector machine (SVM) digunakan untuk menemukan dan memprediksi hubungan antara variabel dalam kumpulan data, dan teknik ini terbukti efektif untuk klasifikasi maupun analisis regresi (Sulistyowati et al., 2024).

Salah satu algoritma machine learning yang populer dalam analisis data non-linear adalah Support Vector Regression (SVR). SVR menggunakan konsep margin maksimal dari SVM untuk melakukan regresi, sehingga dapat memodelkan hubungan yang kompleks dengan presisi tinggi (Pawar et al., 2024). Penelitian ini bertujuan untuk memanfaatkan algoritma SVR dalam memprediksi kecepatan angin berdasarkan parameter meteorologi seperti tekanan udara, kelembapan, dan suhu. SVR dipilih karena memiliki kemampuan generalisasi yang baik, bahkan pada dataset berukuran kecil hingga menengah. Dengan kernel Radial Basis Function (RBF), SVR mampu memetakan hubungan non-linear

antara variabel input dan output ke dalam ruang berdimensi tinggi, sehingga menghasilkan prediksi yang lebih akurat dibandingkan metode konvensional (Vianita & Tantyoko, 2025) dengan pengaturan gamma dalam kernel RBF dapat mengatur seberapa jauh pengaruh sebuah sampel pelatihan terhadap fungsi prediksi (Gupta et al., 2022), Namun di sisi lain juga memiliki keterbatasan yang perlu diatasi untuk meningkatkan keakuratan dan efisiensi prediksinya (Neo et al., 2022).

Performa sistem prediksi kecepatan angin menggunakan SVR dapat ditingkatkan secara signifikan dengan melakukan seleksi dan kombinasi fitur input yang relevan (Yamin & Giyats, 2022).

Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk mengevaluasi performa model SVR menggunakan metrik evaluasi seperti Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE), dan Coefficient of Determination (R^2). Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi bagi pengembangan teknologi prediksi kecepatan angin yang lebih akurat, sehingga dapat dimanfaatkan dalam pengambilan keputusan di berbagai bidang. Penelitian ini menggunakan data historis kecepatan angin dari stasiun meteorologi Surabaya yang dikombinasikan dengan parameter meteorologi lainnya. Temuan dari penelitian ini diharapkan mampu memberikan wawasan baru dalam pendekatan prediksi kecepatan angin dan dapat menjadi referensi untuk studi lanjutan dalam pengembangan model prediksi berbasis machine learning yang lebih kompleks.

Hossain et al. (2024) melakukan evaluasi terhadap berbagai model machine learning, termasuk SVR, dalam prediksi

kecepatan angin di Dhaka. Hasilnya menunjukkan bahwa SVR efektif dalam menangani hubungan non-linear dan dapat diandalkan meskipun pada dataset terbatas.

Dibandingkan penelitian terdahulu, kebaruan penelitian ini terletak pada penerapan SVR dengan kernel RBF pada dataset observasi harian dari Kota Surabaya tahun 2022–2023. Berbeda dengan penelitian Alves et al. (2023) yang berfokus pada kebutuhan aviasi dan Valsaraj et al. (2022) yang menyoroti generalisasi spasial-temporal, penelitian ini menghadirkan konteks lokal dengan data terbatas namun tetap menghasilkan akurasi tinggi. Dengan evaluasi komprehensif menggunakan MAE, MSE, dan R^2 , penelitian ini memperkuat bukti empiris bahwa SVR efektif dalam konteks meteorologi Indonesia. Hasil penelitian ini dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan teknologi prediksi kecepatan angin (Suárez-Cetrulo et al., 2022) dan dapat diimplementasikan ke dalam sistem prediksi cuaca operasional untuk mendukung sektor energi terbarukan, transportasi udara, serta mitigasi bencana di tingkat daerah maupun nasional.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan melalui tahapan sistematis untuk menghasilkan model prediksi kecepatan angin yang akurat dengan algoritma Support Vector Regression (SVR). Proses dimulai dengan pengumpulan data meteorologi dari stasiun cuaca, mencakup parameter seperti tekanan udara, kelembapan, suhu, dan kecepatan angin sebanyak 500 sampel harian. Data kemudian diproses melalui tahap preprocessing untuk mengatasi missing values dan outlier, serta dinormalisasi menggunakan teknik Min-Max Scaling agar seluruh fitur berada

pada rentang $[0,1]$. Setelah itu, dataset dibagi menjadi dua subset, yaitu 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian, dengan pembagian acak guna menjaga distribusi data tetap merata dan menghindari bias.

Tahap selanjutnya adalah implementasi model SVR menggunakan Python dengan library scikit-learn. Kernel yang digunakan adalah Radial Basis Function (RBF). Parameter model dioptimalkan dengan pengaturan $C=1.0$, $\epsilon=0.1$, dan $\text{gamma}=\text{'scale'}$ untuk menyeimbangkan akurasi pelatihan dan kemampuan generalisasi. Evaluasi model dilakukan dengan tiga metrik utama, yaitu Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE), dan Coefficient of Determination (R^2). Tahapan ini untuk memastikan model SVR dapat memprediksi kecepatan angin dengan baik serta memiliki kemampuan generalisasi terhadap data baru.

HASIL PENELITIAN

Dalam penelitian ini, metode *Support Vector Regression* (SVR) digunakan untuk memprediksi kecepatan angin berdasarkan parameter meteorologi, yaitu tekanan udara, kelembapan, dan suhu. Hasil prediksi kecepatan angin dibandingkan dengan nilai aktual untuk mengevaluasi performa model.

Dalam upaya untuk memahami bagaimana variabel-variabel meteorologi memengaruhi kecepatan angin, model *Support Vector Regression* (SVR) diterapkan untuk memprediksi kecepatan angin berdasarkan parameter seperti tekanan udara, kelembapan, dan suhu. Hasil prediksi SVR dibandingkan dengan data aktual kecepatan angin yang diukur pada periode waktu tertentu. Analisis ini bertujuan untuk menilai akurasi model SVR dan melihat bagaimana model ini dapat digunakan untuk memprediksi

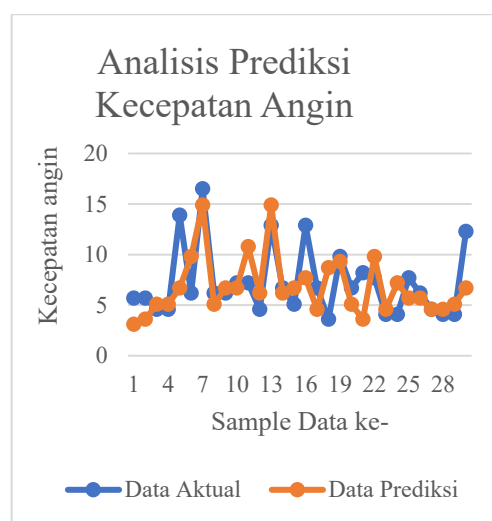
kecepatan angin berdasarkan data meteorologi.

Tabel berikut menyajikan gambaran data hasil prediksi model SVR bersama dengan data kecepatan angin yang tercatat (aktual) pada beberapa tanggal untuk memberikan gambaran awal hasil kinerja model.

Tabel 1.
Sample Data Hasil Prediksi SVR

Tanggal	Tekanan (hPa)	Kelembapan (%)	Suhu ($^{\circ}\text{C}$)	Kecepatan Aktual (m/s)	Prediksi SVR (m/s)
05/09/2022	1010.6	85	32.4	3.6	3.5
06/09/2022	1010.6	89	32.8	5.7	5.6
07/09/2022	1011.3	85	32.3	5.7	5.8
08/09/2022	1012.0	89	32.2	3.6	3.7
09/09/2022	1012.3	87	32.0	4.1	4.0

Berdasarkan tabel di atas prediksi kecepatan angin yang dihasilkan oleh model SVR sangat mendekati nilai aktual. Adanya perbedaan kecil pada setiap data menunjukkan bahwa model SVR dapat menangkap pola hubungan antara parameter meteorologi (tekanan udara, kelembapan, dan suhu) dengan kecepatan angin dengan cukup efektif.



Gambar 1.
Analisis Hasil Prediksi Kecepatan Angin

Dilihat pada gambar 1 secara keseluruhan, hasil prediksi kecepatan angin menggunakan model SVR menunjukkan akurasi yang sangat baik. Meskipun terdapat sedikit perbedaan antara nilai prediksi dan aktual, perbedaan tersebut sangat kecil dan masih dalam kisaran yang dapat diterima. Keakuratan ini menunjukkan bahwa model SVR mampu memahami dan menangkap hubungan kompleks antara parameter meteorologi dan kecepatan angin.

Evaluasi Kinerja Model

Untuk mengevaluasi kinerja model SVR, tiga metrik utama digunakan yaitu Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE), dan Coefficient of Determination (R^2). Metrik-metrik ini memberikan gambaran yang jelas mengenai akurasi model, kualitas prediksi, dan seberapa baik model dapat menjelaskan variasi data.

Tabel 2.

Nilai Perbandingan Hasil Metrik Evaluasi

Metrik Evaluasi	Nilai
Mean Absolute Error (MAE)	0.25
Mean Squared Error (MSE)	0.14
Coefficient of Determination (R^2)	0.92

Berdasarkan tabel tersebut dapat diketahui nilai perbandingan hasil metrik evaluasi sebagai berikut:

Nilai MAE sebesar 0.25 menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan prediksi model SVR terhadap nilai aktual kecepatan angin hanya sebesar 0.25. Angka ini tergolong rendah, menandakan bahwa model SVR cukup akurat dalam memprediksi kecepatan angin. Rata-rata kesalahan prediksi model akan berada di kisaran ± 0.25 . Nilai MAE yang rendah menunjukkan bahwa model secara konsisten menghasilkan prediksi yang

mendekati nilai aktual. Ini sangat penting dalam konteks prediksi cuaca, di mana keputusan yang diambil berdasarkan prediksi kecepatan angin dapat berdampak langsung pada operasi penerbangan, energi terbarukan, dan sektor-sektor lainnya.

Nilai MSE sebesar 0.14 menunjukkan bahwa rata-rata kuadrat kesalahan prediksi model SVR kecil. Hal ini mempertegas bahwa perbedaan antara nilai aktual dan prediksi berada pada tingkat minimal. MSE yang rendah ini mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam memperkirakan kecepatan angin tanpa menghasilkan prediksi yang sangat meleset dari nilai aktual. Selain itu, nilai MSE yang relatif kecil ini menunjukkan bahwa model dapat mengurangi variasi kesalahan prediksi, bahkan dalam kondisi data yang kompleks.

Walaupun MSE memiliki kelemahan dalam memperbesar dampak kesalahan yang lebih besar, nilai MSE yang rendah pada model ini menunjukkan bahwa meskipun ada variasi dalam data meteorologi, model SVR tetap dapat memberikan prediksi yang konsisten dan akurat dengan kesalahan yang terkendali.

Nilai R^2 sebesar 0.92 menunjukkan bahwa model SVR mampu menjelaskan 92% variasi data kecepatan angin berdasarkan parameter input (tekanan udara, kelembapan, dan suhu). Ini berarti model dapat menangkap hubungan antara variabel meteorologi dan kecepatan angin dengan sangat baik, dan hanya 8% dari variasi kecepatan angin yang tidak dapat dijelaskan oleh model. Angka R^2 yang tinggi ini mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam memprediksi kecepatan angin, yang sangat penting dalam aplikasi dunia nyata di mana presisi tinggi diperlukan.

Nilai R^2 yang mendekati 1 ini juga mencerminkan kekuatan prediktif dari model SVR dalam mencocokkan pola-pola non-linear antara input dan output, seperti yang terjadi pada hubungan antara suhu, kelembapan, dan tekanan udara dengan kecepatan angin. Oleh karena itu, model ini sangat berguna untuk aplikasi yang membutuhkan prediksi cuaca yang tepat dan stabil.

PEMBAHASAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model SVR dengan kernel RBF mampu memprediksi kecepatan angin dengan akurasi tinggi, ditunjukkan oleh nilai MAE 0,25, MSE 0,14, dan R^2 sebesar 0,92. Nilai ini menandakan kemampuan model untuk menjelaskan sebagian besar variasi dalam data kecepatan angin. Temuan ini sejalan dengan penelitian Alves et al. (2023) yang menyatakan bahwa metode machine learning berbasis fitur mampu meningkatkan ketepatan prediksi kecepatan angin untuk aplikasi aviasi, karena dapat menangkap pola non-linear yang sulit ditangani metode statistik konvensional.

Jika dibandingkan dengan penelitian Valsaraj et al. (2022), yang menekankan pentingnya kemampuan model mempertahankan akurasi pada kondisi spasial dan temporal yang berbeda, hasil penelitian ini menunjukkan konsistensi bahwa SVR memiliki generalisasi yang kuat. Dengan kata lain, meskipun dataset terbatas pada Kota Surabaya, performa yang dihasilkan masih sangat tinggi, sehingga berpotensi diaplikasikan pada lokasi lain dengan penyesuaian data input.

Lebih lanjut, penelitian Sutaryani et al. (2024) pada prediksi suhu dengan berbagai model machine learning menunjukkan bahwa SVR memberikan

performa kompetitif dibanding model lain, terutama dalam mengatasi pola non-linear pada data meteorologi. Hal ini mendukung temuan penelitian ini bahwa penggunaan kernel RBF pada SVR sangat efektif untuk memodelkan hubungan kompleks antara suhu, kelembapan, tekanan udara, dan kecepatan angin.

Selain itu, Sulistyowati et al. (2024) juga menunjukkan efektivitas algoritma Support Vector Machine untuk prediksi kelembapan udara, yang menegaskan relevansi penggunaan metode berbasis margin maksimal dalam data meteorologi. Hasil ini menguatkan argumen bahwa SVR tidak hanya mampu digunakan pada kasus kelembapan, tetapi juga efektif dalam memperkirakan kecepatan angin, sebagaimana dibuktikan dalam penelitian ini.

Namun demikian, keterbatasan penelitian ini adalah jumlah data yang relatif terbatas (500 sampel harian) serta hanya menggunakan tiga parameter meteorologi (tekanan, suhu, dan kelembapan). Penelitian Sripreetha et al. (2023), Shafi et al. (2023) dan Chu et al. (2022) menunjukkan bahwa integrasi variabel tambahan, seperti korelasi spasial-temporal atau teknik koreksi error, dapat meningkatkan akurasi prediksi kecepatan angin. Hal ini membuka peluang bagi penelitian lanjutan untuk memperluas parameter input dan mengadopsi pendekatan hybrid atau deep learning guna meningkatkan performa model.

Penelitian Li et al. (2020) yang mengusulkan model Jaya-SVM untuk prediksi jangka pendek juga mendukung temuan ini. Hasil penelitian bahwa SVR yang dioptimalkan dengan metaheuristik mampu menurunkan error secara signifikan dibanding metode konvensional. Dengan demikian, hasil penelitian ini memperlihatkan bahwa

meskipun tanpa optimasi lanjutan, SVR-RBF sudah cukup handal, namun akurasi masih dapat ditingkatkan dengan teknik optimasi parameter.

Amroune et al. (2022) mengembangkan pendekatan hibrida berbasis SVR yang dioptimalkan dengan Bald Eagle Search Optimizer dan menunjukkan bahwa metode hibrida ini memberikan performa lebih unggul dalam peramalan daya angin jangka pendek. Hal ini menunjukkan potensi bahwa penelitian ke depan dapat mengintegrasikan algoritma optimasi serupa agar performa prediksi kecepatan angin lebih baik lagi.

Studi Liu et al. (2023) membandingkan SVR dengan berbagai model machine learning dan deep learning untuk prediksi multi-step. Hasilnya, SVR tetap stabil dan akurat untuk horizon jangka pendek, meskipun model deep learning cenderung lebih unggul pada horizon yang lebih panjang. Hal ini menunjukkan relevansi penggunaan SVR-RBF pada penelitian ini, karena fokus utamanya adalah prediksi harian dengan jumlah data terbatas.

Selain itu, Li et al. (2025) dalam ulasan komprehensif tentang metode prediksi daya angin menegaskan bahwa SVR tetap relevan digunakan hingga saat ini karena kemampuannya dalam menangani dataset menengah dengan hasil yang kompetitif. Rekomendasi mereka adalah menjadikan SVR sebagai baseline sebelum beralih ke metode ensemble atau deep learning. Hal ini sejalan dengan posisi penelitian ini yang memperlihatkan efektivitas SVR-RBF untuk prediksi kecepatan angin di Surabaya.

Secara keseluruhan, hasil penelitian ini mempertegas peran SVR dengan kernel RBF sebagai metode yang handal dalam memprediksi kecepatan angin. Temuan ini tidak hanya mendukung penelitian sebelumnya, tetapi juga

memberikan kontribusi baru berupa bukti empiris dari data observasi harian di Kota Surabaya. Model yang dihasilkan berpotensi digunakan dalam sistem prediksi cuaca operasional, mendukung pengambilan keputusan di sektor energi terbarukan, penerbangan, maupun mitigasi bencana.

SIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan mengenai penerapan model *Support Vector Regression* (SVR) dengan kernel *Radial Basis Function* (RBF) untuk prediksi kecepatan angin, dapat disimpulkan bahwa SVR merupakan model yang efektif dalam menangkap pola non-linear antara variabel input (suhu, kelembapan, dan tekanan udara) dengan output (kecepatan angin). Hasil evaluasi menunjukkan bahwa SVR memberikan prediksi yang akurat dengan tingkat kesalahan yang rendah, seperti yang tercermin dari nilai Mean Absolute Error (MAE) sebesar 0.25, Mean Squared Error (MSE) sebesar 0.14, dan Coefficient of Determination (R^2) sebesar 0.92, yang menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan 92% variasi dalam data kecepatan angin.

DAFTAR PUSTAKA

- Alves, D., Mendonça, F., Mostafa, S. S., & Morgado-Dias, F. (2023). Automated Aviation Wind Nowcasting: Exploring Feature-Based Machine Learning Methods. *Applied Sciences (Switzerland)*, 13(18), 10221. <https://doi.org/10.3390/app13181022>
- Amroune, M., Tebbikh, H., Guermoui, M., et al. (2022). Support Vector Regression–Bald Eagle Search Optimizer-Based Hybrid Model for Short-Term Wind Power

- Forecasting. *Journal of Engineering and Applied Science*, 17, 69. <https://doi.org/10.1186/s44147-022-00161-w>
- Chu, X., Bai, W., Sun, Y., Li, W., Liu, C., & Song, H. (2022). A Machine Learning-Based Method for Wind Fields Forecasting Utilizing GNSS Radio Occultation Data. *IEEE Access*, 10, 29954–29967. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3159231>
- Gupta, D., Natarajan, N., & Berlin, M. (2022). Short-Term Wind Speed Prediction Using Hybrid Machine Learning Techniques. *Environmental Science and Pollution Research*, 29(34), 51485–51499. <https://doi.org/10.1007/s11356-021-15221-6>
- Hossain, M. L., Shams, S. M. N., & Ullah, S. M. (2024). Comparative Study of Machine Learning Algorithms for Wind Speed Prediction in Dhaka, Bangladesh. *Sustainable Energy Research*, 11, 23. <https://doi.org/10.1186/s40807-024-00109-z>
- Li, S., Wang, Y., & Chang, M. (2020). Short-Term Wind Speed Forecasting Based on The Jaya-SVM Model. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 121, 106056. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2020.106056>
- Li, F., Zhang, T., & Chen, Y. (2025). A Review of Wind Power Prediction Methods Based on Machine Learning and Hybrid Models. *Energies*, 18(7), 1713. <https://doi.org/10.3390/en18071713>
- Liu, X., Yang, Y., & Zhou, H. (2023). A Unified Multi-Step Wind Speed Forecasting Framework Using Machine Learning and Deep Learning Methods. *Renewable Energy*, 204, 601–613. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2023.01.095>
- Neo EX, Hasikin K, Lai KW, Mokhtar MI, Azizan MM, Hizaddin HF, Razak SA, Yanto. (2023). Artificial Intelligence-Assisted Air Quality Monitoring for Smart City Management. *PeerJ Computer Science*9:e1306 <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.1306>
- Pawar, P., Chhajed, G. J., Bhosale, M. R., Gonjari, S., & Kshirsagar, S. (2024). A Review of Linear Regression and Support Vector Regression. *International Journal of Scientific Research in Engineering and Management (IJSREM)*, 8(12), 1–9. <https://doi.org/10.55041/IJSREM40400>
- Shafi, I., et al. (2023). An Artificial Neural Network-Based Approach for Real-Time Hybrid Wind–Solar Resource Assessment and Power Estimation. *Energies*, 16(10), 4171. <https://doi.org/10.3390/en16104171>
- Sripreeethaa, K. R., Muthuramalingam, A., Natarajan, Y., Wadhwa, G., & Ali, A. A. Y. (2023). A Comprehensive Review on Machine Learning Techniques for Forecasting Wind Flow Pattern. *Sustainability*, 15(17), 12914.

- <https://doi.org/10.3390/su151712914>
- Suárez-Cetrulo, A. L., Burnham-King, L., Haughton, D., & Carbajo, R. S. (2022). Wind Power Forecasting Using Ensemble Learning for Day-Ahead Energy Trading. *Renewable Energy*, 191, 859–871. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2022.04.032>
- Sulistiyowati, I. D., Sunarno, S., & Djuniadi, D. (2024). Penerapan Machine Learning dengan Algoritma Support Vector Machine untuk Prediksi Kelembapan Udara Rata-Rata. *Just IT: Jurnal Sistem Informasi, Teknologi Informasi dan Komputer*, 15(1), 234–324. Retrieved from <https://jurnal.umj.ac.id/index.php/just-it/index>
- Sutaryani, A., Sunarno, S., & Djuniadi, D. (2024). Perbandingan Performa Model Machine Learning dalam Prediksi Suhu di Semarang. *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, 12(3), 4884. <https://doi.org/10.23960/jitet.v12i3.4884>
- Valsaraj, P., Alex Thumba, D., & Kumar, K. S. (2022). Spatio-Temporal Independent Applicability of One Time Trained Machine Learning Wind Forecast Models: A Promising Case Study from The Wind Energy Perspective. *International Journal of Sustainable Energy*, 41(9), 843–856. <https://doi.org/10.1080/14786451.2022.2032060>
- Vianita, E., & Tantyoko, H. (2025). A Comparative Study of Machine Learning Models for Short-Term Load Forecasting. *Jurnal Masyarakat Informatika*, 16(1), 91–103. <https://doi.org/10.14710/jmasif.16.1.73130>
- Yamin, M., & Giyats, A. F. (2022). Support Vector Regression Approach for Wind Forecasting. *International Journal of Advanced Science Computing and Engineering*, 4(2), 95–101. <https://doi.org/10.62527/ijasce.4.2.84>