



## Optimasi Kurva Daya Turbin Angin Menggunakan Model Logistic Berbasis Particle Swarm Optimization (PSO)

John Bush Henrydunan<sup>1\*</sup>, Jogi Purba<sup>2</sup>, Fadilla Amanah<sup>3</sup>, Adidtya Perdana<sup>4</sup>

<sup>1-4</sup>Universitas Negeri Medan, Indonesia

\*Penulis Korespondensi: [johnbushsimarmata@mhs.unimed.ac.id](mailto:johnbushsimarmata@mhs.unimed.ac.id)

**Abstract.** Accurate wind turbine power curve modeling plays a crucial role in performance evaluation, energy yield estimation, and data-driven control strategies. However, actual power curves often exhibit non-linear behavior influenced by atmospheric variability, measurement noise, and SCADA anomalies, making conventional modeling approaches less effective. This study proposes an optimized logistic power curve model whose parameters are tuned using Particle Swarm Optimization (PSO) to improve predictive accuracy. The analysis uses the Wind Turbine SCADA Dataset from Kaggle, which undergoes extensive preprocessing including physical rule filtering, outlier detection with the Interquartile Range (IQR) method, anomaly removal, and smoothing of the power signal. A three-parameter logistic model is selected due to its ability to capture the typical S-shaped relationship between wind speed and power output. PSO is applied to identify optimal model parameters by minimizing the Mean Squared Error (MSE), utilizing 40 particles over 200 iterations. The optimized model achieves strong predictive performance with RMSE of 404.09, MAE of 179.96, and  $R^2$  of 0.904 on the test set, indicating that more than 90% of the variability in actual power can be explained by wind speed. Residual analysis reveals heteroscedastic patterns and slight overestimation in mid-range wind speeds, yet overall model consistency remains high. Comparative evaluation against Linear Regression, Random Forest, and logistic modeling using `curve_fit` shows that the Logistic-PSO approach provides the most accurate and stable predictions. These findings demonstrate that combining logistic modeling with PSO offers an effective and robust method for data-driven wind turbine power curve optimization.

**Keywords:** Bootstrap; Logistic Model; Power Curve; PSO; Wind Turbine.

**Abstrak.** Penentuan kurva daya yang akurat merupakan aspek penting dalam evaluasi performa turbin angin, prediksi energi, serta pengembangan strategi kontrol berbasis data. Namun, kurva daya aktual sering kali bersifat non-linear dan dipengaruhi oleh variabilitas angin serta anomali pengukuran SCADA. Penelitian ini bertujuan mengoptimalkan pemodelan kurva daya turbin angin menggunakan model logistic tiga-parameter yang disesuaikan melalui algoritma Particle Swarm Optimization (PSO). Dataset SCADA turbin angin dari Kaggle digunakan sebagai sumber data utama, kemudian dilakukan preprocessing berupa pembersihan nilai ekstrim, filtering fisik turbin, deteksi outlier menggunakan IQR, serta smoothing sinyal daya. Model logistic dipilih karena kemampuannya merepresentasikan karakteristik kurva daya yang meningkat secara non-linear hingga mencapai titik jenuh. PSO digunakan untuk mengoptimalkan parameter model melalui minimisasi Mean Squared Error (MSE), dengan 40 partikel dan 200 iterasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa PSO berhasil menemukan parameter optimal yang menghasilkan nilai RMSE sebesar 404.09, MAE 179.96, dan  $R^2$  sebesar 0.904 pada data uji, menunjukkan kemampuan model menjelaskan lebih dari 90% variabilitas daya. Analisis residual mengungkapkan pola heteroskedastisitas dan kecenderungan overestimasi pada rentang kecepatan angin tertentu, namun performa keseluruhan tetap stabil dan konsisten. Perbandingan dengan metode Linear Regression, Random Forest, dan logistic dengan `curve_fit` menunjukkan bahwa Logistic-PSO memberikan performa terbaik dan paling konsisten. Temuan ini menegaskan bahwa kombinasi model logistic dan PSO merupakan pendekatan yang efektif dalam pemodelan kurva daya turbin angin berbasis data.

**Kata Kunci:** Bootstrap; Kurva Daya; Logistic Model; PSO; Turbin Angin.

### 1. LATAR BELAKANG

Energi terbarukan menjadi fokus utama dalam upaya mengatasi krisis energi global dan mitigasi perubahan iklim. Di Indonesia, dengan tuntutan energi listrik yang terus meningkat, produksi bahan bakar fosil seperti batu bara dan minyak bumi diperkirakan akan mencapai batasnya dalam beberapa dekade mendatang, disertai dengan peningkatan kasus cuaca ekstrim akibat pemanasan global. Indonesia memiliki potensi energi angin sebesar 60,6 GW dengan

potensi energi terbarukan total sebesar 442 GW. Meskipun kecepatan angin di Indonesia masih tergolong rendah, ketersediaan angin yang hampir sepanjang tahun memungkinkan pengembangan sistem pembangkit listrik skala kecil hingga besar untuk mendukung transisi energi menuju sumber energi yang lebih berkelanjutan.

Pemanfaatan energi angin sebagai pembangkit listrik memerlukan sistem turbin angin yang efisien dan optimal. Turbin angin berfungsi mengkonversi energi kinetik dari pergerakan angin menjadi energi listrik melalui putaran rotor yang menggerakkan generator. Dalam sistem pembangkit listrik tenaga angin, kurva daya turbin merupakan parameter krusial yang menggambarkan hubungan antara kecepatan angin dengan daya keluaran yang dihasilkan. Pemodelan kurva daya yang akurat sangat penting untuk prediksi produksi energi, evaluasi performa turbin, dan optimasi sistem pembangkit. Namun, kurva daya aktual sering kali bersifat non-linear dan dipengaruhi oleh variabilitas angin serta anomali pengukuran SCADA, sehingga diperlukan pendekatan pemodelan yang mampu menangkap karakteristik kompleks tersebut.

Algoritma Particle Swarm Optimization (PSO) merupakan metode optimasi heuristik yang telah terbukti efektif dalam berbagai aplikasi sistem energi terbarukan. PSO menggabungkan teknik pencarian lokal dan global dengan keunggulan konvergensi yang cepat, parameter yang relatif sedikit, dan kemudahan implementasi. Model logistic dipilih sebagai basis pemodelan kurva daya karena kemampuannya merepresentasikan karakteristik non-linear yang meningkat secara bertahap hingga mencapai titik jenuh, sesuai dengan pola hubungan antara kecepatan angin dan daya turbin. Penelitian ini bertujuan mengoptimalkan pemodelan kurva daya turbin angin menggunakan model logistic tiga-parameter yang disesuaikan melalui algoritma PSO untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan metode optimasi yang efisien dalam mendukung pengembangan sistem pembangkit listrik tenaga angin di Indonesia.

## **2. KAJIAN TEORITIS**

Energi terbarukan menjadi fokus utama dalam upaya mengatasi krisis energi global dan mitigasi perubahan iklim. Di Indonesia, dengan tuntutan energi listrik yang terus meningkat, produksi bahan bakar fosil seperti batu bara dan minyak bumi diperkirakan akan mencapai batasnya dalam beberapa dekade mendatang, disertai dengan peningkatan kasus cuaca ekstrem akibat pemanasan global (Muhammad Suprpto dan Idzani Muttaqin 2024). Sumber daya tak terbarukan berbahaya bagi lingkungan, sehingga angin menjadi sumber energi alternatif potensial karena dapat diperbaharui dan tidak menimbulkan polusi (Habiby, Triwiyatno, dan Andromeda 2021). Indonesia memiliki potensi energi angin sebesar 60,6 GW dengan potensi

energi terbarukan total sebesar 442 GW (Jaadi, Haidi, dan Bouabdallaoui 2023). Meskipun kecepatan angin di Indonesia masih tergolong rendah, ketersediaan angin yang hampir sepanjang tahun memungkinkan pengembangan sistem pembangkit listrik skala kecil hingga besar, seperti PLTB Sidrap di Sulawesi Selatan dengan kapasitas 75 MW (Habiby et al. 2021).

Pemanfaatan energi angin sebagai pembangkit listrik memerlukan sistem turbin angin yang efisien dan optimal. Turbin angin berfungsi mengkonversi energi kinetik dari pergerakan angin menjadi energi listrik melalui putaran rotor yang menggerakkan generator (Kaviani dan Moshfeghi 2023). Namun, output yang dihasilkan tidak selalu maksimum karena dipengaruhi oleh berbagai faktor. Dalam sistem pembangkit listrik tenaga angin, kurva daya turbin (power curve) merupakan parameter krusial yang menggambarkan hubungan antara kecepatan angin dengan daya keluaran yang dihasilkan. Pemodelan kurva daya yang akurat sangat penting untuk prediksi produksi energi, evaluasi performa turbin, dan optimasi sistem pembangkit.

Untuk meningkatkan efisiensi pembangkit listrik tenaga angin, diperlukan sistem Maximum Power Point Tracking (MPPT) yang mampu mengoptimalkan daya keluaran pada berbagai kondisi kecepatan angin. Metode MPPT dapat mengoptimalkan daya keluaran sistem photovoltaic (PV) hingga 91,2% dibandingkan tanpa menggunakan MPPT (Ahmad Putra et al. 2023). Metode konvensional seperti Perturb & Observe (P&O) menjadi algoritma paling sederhana dan umum digunakan, namun memiliki kelemahan yaitu daya yang dihasilkan berisikasi di sekitar daya maksimum pada operasi steady state (Putra et al. 2023). Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa pengendalian pitch angle sangat mempengaruhi kecepatan rotasi turbin angin, dimana perubahan kecil pada pitch angle dapat memberikan dampak signifikan terhadap keluaran daya yang dihasilkan (Nugroho, Saputra, dan Anwar 2023). Dalam pengaturan pitch angle turbin angin, penelitian menunjukkan bahwa nilai pitch angle yang sesuai dapat menghasilkan daya maksimum dengan memvariasikan kecepatan angin, dimana ketika koefisien daya mencapai rated, koefisien daya akan menurun seiring dengan bertambahnya kecepatan angin, sedangkan pitch angle akan konstan ketika mencapai sudut maksimum (Nugroho, Mongan, dan Ignatius 2022). Kontrol pitch angle bertujuan untuk menghasilkan daya maksimum pada turbin angin, dimana pitch angle yang dibutuhkan harus sesuai agar optimal daya yang dihasilkan oleh turbin angin dapat tercapai (Nugroho, Mongan, et al. 2022).

Penggunaan algoritma Particle Swarm Optimization (PSO) telah terbukti efektif dalam berbagai aplikasi optimasi sistem energi terbarukan. PSO adalah algoritma heuristik yang menggabungkan teknik pencarian lokal dan pencarian global dengan keunggulan konvergensi yang cepat dan solusi optimum global ((Ahmad Putra et al. 2023); ((Habiby et al. 2021)).

Keunggulan utama PSO meliputi: (1) relatif sedikit parameter yang perlu disesuaikan, (2) kecepatan konvergensi yang tinggi, dan (3) mudah untuk diimplementasikan (Prasetyo, Rafinda, dan Nugroho 2022). Dalam konteks sistem energi terbarukan, algoritma PSO telah diimplementasikan pada berbagai aplikasi, termasuk optimasi penempatan turbin angin yang mengurangi kerugian daya hingga 12% (Habiby et al. 2021), optimasi sistem hybrid PV-wind-battery yang mencapai efisiensi distribusi energi hingga 99% (Informatika, Naim, dan Tahir 2025), serta manajemen energi mikrogrid yang mengurangi biaya operasional hingga 53% dan meningkatkan faktor penghematan emisi hingga 88,9% (Ahmad Putra et al. 2023). Pendekatan hybrid GA-PSO-BPNN juga menunjukkan hasil sangat baik dengan mengurangi kerugian daya dari 3.972,55 MW menjadi 200,00 MW dan mencapai efisiensi distribusi 99% dengan waktu komputasi hanya 0,0856 detik (Ga 2025). Dalam manajemen aliran energi DC/AC mikrogrid, algoritma genetik digunakan untuk menyediakan manajemen cerdas dan optimal dengan beberapa sumber energi secara real time, dimana pengelolaan mikrogrid yang optimal dapat menjamin Probabilitas Kehilangan Pasokan Daya sebesar 0,16%, penghematan biaya listrik sebesar 53%, dan faktor penghematan emisi sebesar 88,9% (Dc dan Mikrogrid n.d.). Algoritma genetik efektif menurunkan biaya harian dengan memanfaatkan pola harga dan akumulasi penghematan dalam periode 30 hari menunjukkan dampak finansial yang nyata (Dc dan Mikrogrid n.d.).

Penelitian-penelitian terdahulu menunjukkan bahwa metode PSO memiliki performa yang baik dalam mengoptimalkan sistem turbin angin. Penelitian optimasi layout wind farm menggunakan PSO menghasilkan konfigurasi turbin yang optimal dengan cost lebih rendah dibandingkan genetic algorithm, dengan nilai objective function sebesar  $0.776 \times 10^{-3}$  dibanding GA yang menghasilkan  $0,8403 \times 10^{-3}$  (Jaadi et al. 2023). Studi komparasi antara PSO dan GA pada optimasi sudut kelengkungan turbin air Banki menunjukkan bahwa PSO lebih cepat dalam menghitung nilai optimal dengan jumlah iterasi 21 kali dibanding GA yang memerlukan 51 kali iterasi, dengan daya keluaran PSO sebesar 17691,0899 HP (efisiensi 90,2653%) dibanding GA sebesar 17689,1083 HP (efisiensi 90,2552%) (Nugroho, Yusva, dan Pandiangan 2022). PSO telah berhasil diterapkan pada optimasi posisi turbin dalam wind farm (Habiby et al. 2021), optimasi desain blade dengan peningkatan power generation hingga 13,8% pada kecepatan angin 10 m/s (Kaviani dan Moshfeghi 2023), dan optimasi microgrid dengan hybrid renewable energy sources yang menghasilkan efisiensi rata-rata 58,62% (Mquqwana dan Krishnamurthy 2024). Dalam optimasi pembangkit listrik tenaga gas, metode PSO juga terbukti efektif untuk menentukan daya optimal pada generator berdasarkan heat rate, dimana pada permintaan daya 310 MW terjadi penghematan konsumsi gas sebesar 0,5968 BBTU/h

atau setara dengan Rp 57.168,00/h(Wahyudi dan Setyawidayat 2021). Metode PSO dalam penentuan daya optimal pada gas turbin unit pembangkit dapat memberikan rekomendasi untuk menentukan usulan rencana pembebanan pembangkitan yang paling optimal untuk menekan biaya pokok produksi(Wahyudi dan Setyawidayat 2021). Hasil pengujian optimasi dengan PSO menunjukkan bahwa metode PSO membutuhkan jumlah komputasi sebanyak 21 kali dengan rata-rata waktu 2,075139 detik, lebih unggul dibandingkan dengan metode GA yang membutuhkan jumlah komputasi sebanyak 67 kali dengan rata-rata waktu 5,052129 detik(Nugroho, Mongan, et al. 2022).

Pemodelan kurva daya turbin angin yang akurat sangat penting untuk berbagai aplikasi praktis, khususnya untuk memprediksi annual energy production dan mengoptimalkan layout turbin untuk meminimalkan wake effects (Jaadi et al. 2023). Penelitian offshore wind farm menggunakan PSO algorithm terbukti robust dalam menemukan layout yang optimal untuk meningkatkan sustainability dan efisiensi offshore wind energy(Ouhdan, Ait Madi, dan Hassoine 2025). Model logistic merupakan pendekatan matematis yang dapat merepresentasikan karakteristik non-linear kurva daya turbin angin dengan lebih akurat, terutama pada zona transisi antara cut-in speed, rated speed, dan cut-out speed ((Jaadi et al. 2023); (Rahman et al. 2023)). Penelitian pada optimasi pitch angle turbin angin menggunakan PSO menunjukkan keunggulan dalam kecepatan komputasi, dimana nilai pitch angle optimum didapatkan setelah 48 kali iterasi pada PSO(Prasetyo et al. 2022), serta mampu mengoptimasi daya output panel surya sebesar 176,88 W dengan efisiensi 50% sampai 65%( Putra et al. 2023). Dalam penerapan teknik kompresi citra dengan Multi-Level Thresholding, algoritma Differential Evolution (DE) yang merupakan algoritma optimasi evolusioner menunjukkan efektivitas dalam menemukan solusi optimal, dimana nilai PSNR, SSIM, dan FSIM bertambah seiring dengan kenaikan level threshold, dengan nilai tertinggi diperoleh pada level threshold 40(Ni Putu Widya Yuniari 2024).

Desain turbin angin modern menunjukkan bahwa kecepatan angin merupakan faktor kunci yang mempengaruhi efisiensi turbin angin, dimana turbin sumbu horizontal (HAWT) dengan profil NACA 2410 lebih efisien dibandingkan turbin sumbu vertikal (VAWT), terutama di daerah dengan kecepatan angin rendah(Karjadi 2024). Teknologi Permanent Magnet Generator (PMG) membantu meningkatkan efisiensi dengan memungkinkan produksi listrik pada putaran rendah, sementara desain bilah yang tepat dan pengaturan Tip Speed Ratio (TSR) berperan penting dalam kinerja turbin(Karjadi 2024). Profil NACA 2410 mampu meningkatkan efisiensi kinerja turbin angin pada kecepatan angin rendah antara 1,5 hingga 6,5 m/s, dimana profil ini dirancang untuk memaksimalkan energi yang dihasilkan pada kecepatan

angin rendah hingga sedang. Inovasi lebih lanjut dibutuhkan untuk wilayah dengan angin lemah, dimana modifikasi desain turbin Savonius dan pemilihan material bilah yang tepat dapat meningkatkan efisiensi pada kondisi angin rendah (Karjadi 2024).

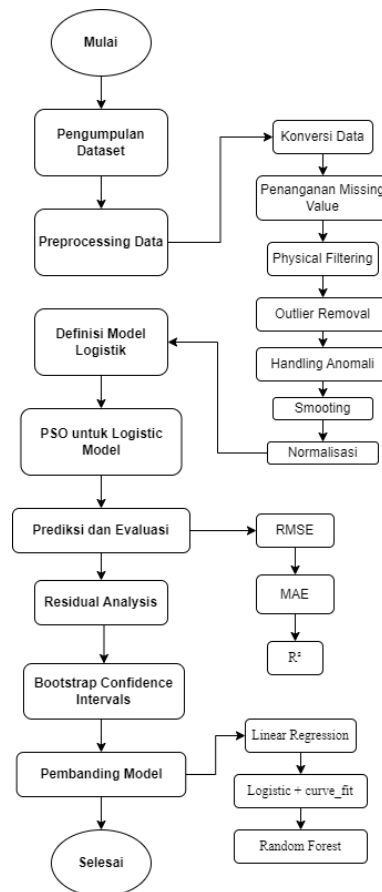
Selain PSO, metode Support Vector Machine (SVM) juga menunjukkan performa yang baik dalam berbagai aplikasi klasifikasi dan optimasi. Dalam analisis sentimen pengguna aplikasi Instagram di Google Play Store, SVM dengan kernel Radial Basis Function (RBF) menunjukkan performa terbaik dengan nilai akurasi 0,745, presisi 0,81, recall 0,53, dan f1-score 0,64 pada pembagian data latih dan uji 80:20 dengan parameter C:1 dan gamma:1 (Hayuningtyas dan Sari 2023). Kernel pada algoritma SVM memiliki peranan penting untuk bekerja lebih baik dalam klasifikasi, dimana pemilihan kernel dan parameter yang tepat berdampak signifikan terhadap akurasi hasil klasifikasi (Hayuningtyas dan Sari 2023).

Meskipun berbagai penelitian telah dilakukan pada optimasi sistem turbin angin, masih terdapat gap penelitian dalam pengembangan model kurva daya yang komprehensif dengan metode optimasi yang robust. Sebagian besar penelitian fokus pada optimasi komponen spesifik seperti blade design, layout optimization, atau pitch angle optimization, namun belum banyak yang mengembangkan model matematis kurva daya yang dioptimasi secara sistematis menggunakan metode intelligent optimization. Penelitian ini berupaya mengisi gap tersebut dengan mengembangkan model logistic untuk kurva daya turbin angin yang dioptimasi menggunakan algoritma PSO. Kombinasi model logistic dengan algoritma PSO diharapkan dapat menghasilkan pemodelan kurva daya yang lebih akurat dan metode optimasi yang efisien untuk berbagai tipe dan skala turbin angin.

### 3. METODE PENELITIAN

#### Jenis Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif berbasis *computational modeling* yang memanfaatkan pendekatan *data-driven* untuk membangun dan mengoptimasi model kurva daya turbin angin. Metode yang digunakan bersifat eksperimen komputasi (*computational experiment*), di mana dataset SCADA dianalisis melalui tahapan preprocessing, pemodelan, optimasi parameter, serta evaluasi performa model. Pengembangan model logistic dan proses optimasi menggunakan Particle Swarm Optimization (PSO) dilakukan untuk memperoleh konfigurasi parameter yang paling sesuai dengan pola daya turbin pada dataset. Alur lengkap proses penelitian tersaji pada Gambar 1 sebagai diagram alir penelitian.



**Gambar 1.** Diagram alir penelitian.

### Pengumpulan Dataset

Pada tahap ini dilakukan pengambilan sumber data dari kaggle dan juga menjelaskan karakteristik dataset SCADA turbin angin, serta variabel-variabel yang digunakan dalam pemodelan. Penjelasan mencakup asal dataset, struktur data, atribut input–output, serta alasan pemilihan dataset tersebut untuk penelitian pemodelan kurva daya.

### Preprocessing Data

Pada tahap ini dilakukan pembersihan dan persiapan data sebelum dilakukan pemodelan. Proses preprocessing meliputi:

- Konversi tipe data untuk memastikan konsistensi format numerik.
- Pengecekan dan penanganan missing value pada variabel utama.
- Filtering berbasis aturan fisika turbin angin, seperti batas daya, batas kecepatan angin, dan kelayakan arah angin.
- Deteksi dan penghapusan outlier menggunakan metode Interquartile Range (IQR).
- Penanganan anomali SCADA, khususnya kasus kecepatan angin sangat rendah namun daya tinggi.
- Smoothing sinyal daya menggunakan *rolling mean* untuk mengurangi noise.

### **Definisi Model Logistic**

Tahap ini menjelaskan konsep dasar model logistic yang digunakan untuk memodelkan hubungan non-linear antara kecepatan angin dan daya turbin.

### **PSO untuk Logistic Model**

Tahap ini menjelaskan konsep penggunaan Particle Swarm Optimization (PSO) untuk mengoptimalkan parameter model logistic

### **Prediksi dan Evaluasi**

Tahap ini menjelaskan prosedur evaluasi hasil prediksi model logistic menggunakan berbagai metrik, yaitu RMSE, MAE, dan R-squared.

### **Residual Analysis**

Tahap ini berisi penjelasan tentang prosedur analisis residual untuk memeriksa pola error model.

### **Bootstrap Confidence Intervals**

Tahap ini menjelaskan metode *bootstrap resampling* yang digunakan untuk menghitung interval kepercayaan parameter logistic.

### **Pembandingan Model**

Tahap ini menjelaskan prosedur perbandingan empat model prediksi, yaitu:

- a. Linear Regression
- b. Logistic + curve\_fit
- c. Random Forest
- d. Logistic + PSO

## **4. HASIL DAN PEMBAHASAN**

### **Pengumpulan Dataset**

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari platform Kaggle dengan judul *Wind Turbine Scada Dataset* yang dirilis pada tahun 2018 dan dapat diakses melalui tautan: <https://www.kaggle.com/datasets/berkerisen/wind-turbine-scada-dataset/data>. Dataset ini merupakan data hasil pengukuran *Supervisory Control and Data Acquisition* (SCADA) pada sebuah turbin angin yang beroperasi di Turki. Sistem SCADA mencatat parameter operasional turbin dalam interval waktu 10 menit, sehingga menghasilkan himpunan data yang cukup representatif untuk analisis performa turbin angin. Adapun variabel yang tersedia mencakup *Date/Time*, *LV ActivePower (kW)* sebagai daya listrik aktual yang dihasilkan turbin, *Wind Speed (m/s)* sebagai kecepatan angin pada ketinggian hub turbin, *Theoretical\_Power\_Curve (kW/h)* yang merepresentasikan nilai daya teoritis berdasarkan kurva performa pabrikan, serta

*Wind Direction* ( $^{\circ}$ ) yang menunjukkan arah angin pada hub height. Berikut tabel 5 data pertama dari dataset:

**Tabel 1.** data pertama dataset.

No	Date/Time	LV ActivePower (kW)	Wind Speed (m/s)	Theoretical Power Curve (KWh)	Wind Direction ( $^{\circ}$ )
1	01 01 2018 00:00	380.047791	5.311336	416.328908	259.994904
2	01 01 2018 00:10	453.769196	5.672167	519.917511	268.641113
3	01 01 2018 00:20	306.376587	5.216037	390.900016	272.564789
4	01 01 2018 00:30	419.645905	5.659674	516.127569	271.258087

### Preprocessing Data

Pada tahap preprocessing, dataset awal berjumlah 50.530 baris sebelum dilakukan prosedur pembersihan data. Langkah pertama adalah melakukan konversi tipe data serta pengecekan *missing values*. Berdasarkan hasil pemeriksaan, seluruh kolom pada dataset menunjukkan tidak terdapat nilai kosong, sehingga jumlah data tetap 50.530 baris setelah proses ini. Selanjutnya diterapkan *filtering* berdasarkan aturan fisik turbin angin, yaitu daya (*power\_actual*) tidak boleh bernilai negatif, kecepatan angin harus berada pada rentang 0–40 m/s, daya teoritis tidak boleh negatif, serta arah angin harus berada dalam rentang 0–360 $^{\circ}$ . Setelah penerapan aturan ini, jumlah data berkurang menjadi 50.473 baris.

Tahap berikutnya adalah deteksi *outlier* menggunakan metode Interquartile Range (IQR) pada variabel *power\_actual* dan *wind\_speed*. Proses ini menghilangkan nilai ekstrem yang berpotensi mengganggu proses pemodelan kurva daya, sehingga jumlah data berkurang menjadi 50.047 baris. Selain itu, dilakukan penanganan anomali khas sistem SCADA, yaitu kondisi ketika kecepatan angin berada di bawah 1 m/s namun daya listrik yang dihasilkan melebihi 100 kW. Berdasarkan aturan ini, tidak ditemukan tambahan data yang harus dihapus sehingga jumlah data tetap 50.047 baris. Tahap final preprocessing ditutup dengan penerapan *smoothing* ringan menggunakan rolling mean berjangka tiga untuk mengurangi fluktuasi daya yang terlalu kasar tanpa mengubah pola umum kurva daya.

## Definisi Model Logistic

Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah fungsi logistic yang dirancang untuk memodelkan hubungan non-linear antara kecepatan angin (*wind speed*) dan daya keluaran turbin (*power output*). Fungsi logistic dipilih karena bentuk kurvanya mampu merepresentasikan karakteristik kurva daya turbin angin, yaitu peningkatan daya yang lambat pada kecepatan angin rendah, pertumbuhan cepat pada zona operasi optimal, dan kondisi jenuh mendekati daya maksimum turbin. Secara matematis, model ini dinyatakan sebagai:

$$P(v) = \frac{P_{\max}}{1+e^{-k(v-v_0)}} \quad (1)$$

dengan tiga parameter utama:

- $P_{\max}$  sebagai daya maksimum teoritis,
- $k$  sebagai tingkat kemiringan kurva,
- $v_0$  sebagai titik transisi kurva logistic.

Untuk proses optimasi dan evaluasi, dataset dibagi menjadi dua bagian menggunakan *train-test split* dengan proporsi 80% data latih dan 20% data uji. Nilai galat model dihitung menggunakan Mean Squared Error (MSE) yang membandingkan nilai daya aktual dengan hasil prediksi model logistic. Pembagian dataset tersebut menghasilkan Train size:  $len(v_{train})$  dan Test size:  $len(v_{test})$  sesuai hasil eksekusi kode.

## PSO untuk Logistic Model

Pada tahap optimasi, algoritma Particle Swarm Optimization (PSO) digunakan untuk mencari parameter terbaik dari model logistic, yaitu  $P_{\max}$ ,  $k$ , dan  $v_0$ . Proses optimasi dilakukan menggunakan 40 partikel dengan jumlah iterasi maksimum 200 iterasi, serta batas pencarian parameter yang telah ditentukan sebelumnya. Selama proses iterasi, nilai *Mean Squared Error (MSE)* terus mengalami penurunan dari iterasi awal hingga mendekati nilai konvergensi. Berdasarkan hasil yang diperoleh, PSO berhasil menemukan parameter optimal dengan nilai MSE minimum sebesar 155.636, yang menunjukkan bahwa model logistic mampu memetakan hubungan antara kecepatan angin dan daya keluaran secara cukup representatif. Nilai parameter terbaik yang ditemukan PSO ditunjukkan pada Tabel 2, yang kemudian digunakan sebagai parameter final pada tahap pemodelan kurva daya.

**Tabel 2.** Parameter Optimal Logistic Model Hasil Optimasi PSO.

Parameter	Nilai Optimal
$P_{\max}$	3584.18
$k$	0.6176
$v_0$	8.995

## Prediksi dan Evaluasi

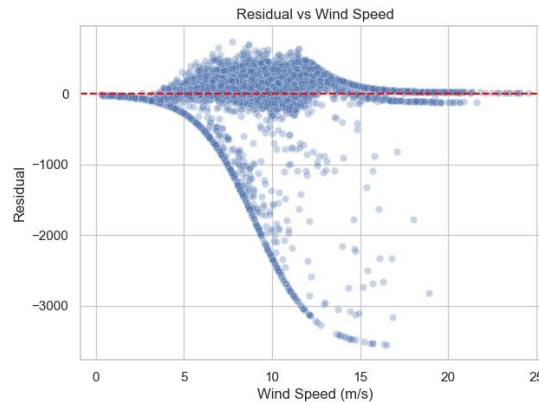
Setelah parameter optimal diperoleh melalui proses optimasi PSO, model logistic digunakan untuk melakukan prediksi daya turbin angin pada data latih dan data uji. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan sejumlah metrik, yaitu *Root Mean Squared Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), serta koefisien determinasi (*R-squared*). Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki performa yang konsisten antara data latih dan data uji, dengan RMSE masing-masing sebesar 394.51 dan 404.09, serta MAE sebesar 174.78 dan 179.96. Nilai *R-squared* sebesar 0.909 pada data latih dan 0.904 pada data uji mengindikasikan bahwa model mampu menjelaskan lebih dari 90% variabilitas daya turbin berdasarkan kecepatan angin. Konsistensi nilai evaluasi pada kedua jenis data menunjukkan bahwa model tidak mengalami *overfitting* dan memiliki generalisasi yang baik. Ringkasan hasil evaluasi model logistic ditampilkan pada Tabel 3, yang memperlihatkan performa model secara lebih komprehensif.

**Tabel 3.** Parameter Optimal Logistic Model Hasil Optimasi PSO.

Metrik	Data Latih	Data Uji
RMSE	394.51	404.09
MAE	174.78	179.96
R <sup>2</sup>	0.9099	0.9043

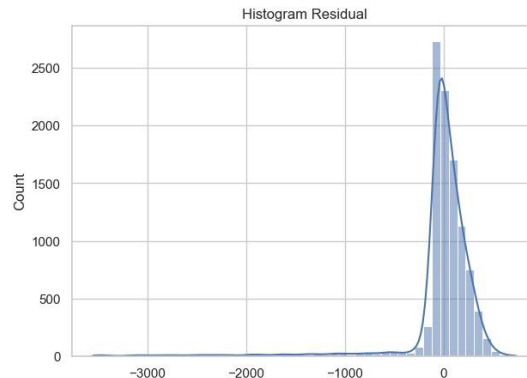
## Residual Analysis

Analisis residual dilakukan untuk mengevaluasi sejauh mana model logistic yang telah dioptimasi menggunakan PSO mampu memodelkan karakteristik hubungan antara kecepatan angin dan daya turbin. Pada *Residual vs Wind Speed* yang terlihat pada Gambar 2, terlihat bahwa residual tidak terdistribusi secara acak di sekitar garis nol. Pola melebar pada kecepatan angin rendah hingga menengah menunjukkan adanya *heteroskedastisitas*, yang berarti variansi error meningkat pada rentang tertentu. Selain itu, muncul kumpulan residual negatif dalam jumlah besar pada rentang kecepatan 7–15 m/s, mengindikasikan bahwa model logistic cenderung mengestimasi daya lebih tinggi daripada daya aktual pada area tersebut. Pola sistematis ini menunjukkan bahwa bentuk kurva logistic masih belum mampu menangkap dinamika daya sebenarnya pada kondisi turbulensi atau beban aerodinamis tertentu.



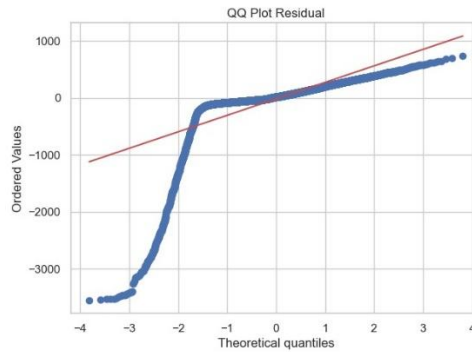
**Gambar 2.** Visualisasi Residual vs Wind Speed.

Histogram residual pada Gambar 3 menunjukkan distribusi yang sangat condong ke arah kiri (*left-skewed*), dengan ekor panjang ke arah residual negatif sekitar  $-3000$  hingga  $-3500$ . Pola distribusi seperti ini menunjukkan bahwa error besar cenderung terjadi ketika model overpredict terhadap data aktual, yang konsisten dengan pola residual pada Gambar 2. Kondisi ini mengindikasikan adanya puncak daya yang lebih rendah pada turbin nyata dibandingkan prediksi kurva logistic, kemungkinan dipengaruhi oleh faktor degradasi turbin, kondisi angin tidak stabil, atau kehilangan efisiensi mekanis.



**Gambar 3.** Visualisasi Histogram residual.

Pada *QQ Plot Residual* pada Gambar 3, titik-titik residual tampak menyimpang jauh dari garis diagonal normal, terutama pada bagian kuantil ekstrem kiri. Hal ini menegaskan bahwa residual tidak berdistribusi normal, sehingga asumsi error Gaussian tidak terpenuhi. Penyimpangan ini menunjukkan bahwa model logistic bersifat terlalu kaku dalam menggambarkan karakteristik penuh dari kurva daya turbin, sehingga nilai residual besar muncul pada kondisi tertentu yang tidak terakomodasi oleh bentuk kurva.



**Gambar 3.** Visualisasi QQ Plot Residual.

### Bootstrap Confidence Intervals

Proses estimasi interval kepercayaan menggunakan metode *bootstrap* dilakukan untuk menilai kestabilan parameter model logistic, yaitu  $P_{max}$ ,  $k$ , dan  $v_0$ . Sebanyak 100 sampel *bootstrap* dihasilkan dari data pelatihan, kemudian setiap sampel digunakan untuk melakukan *re-fitting* model logistic. Hasilnya menunjukkan bahwa ketiga parameter berada dalam rentang yang sempit, menandakan bahwa model stabil terhadap variasi data pelatihan. Interval kepercayaan 95% untuk  $P_{max}$  berada pada kisaran 3567.21 hingga 3601.80, parameter  $k$  berada pada rentang 0.612 hingga 0.623, dan parameter  $v_0$  berkisar antara 8.97 hingga 9.03. Rentang yang relatif kecil ini menunjukkan bahwa model memiliki tingkat ketidakpastian yang rendah dan parameter yang diestimasi cukup konsisten sehingga dapat dipercaya dalam melakukan prediksi pada data baru.

### Pembandingan Model

Untuk mengevaluasi kinerja model kurva daya, empat pendekatan dibandingkan, yaitu *Linear Regression*, *Random Forest*, *Logistic + curve\_fit*, serta *Logistic + PSO*. Hasil evaluasi disajikan pada Tabel X, yang menunjukkan bahwa model logistic memberikan performa terbaik dibandingkan dua pendekatan regresi lainnya. Baik metode *curve\_fit* maupun PSO menghasilkan nilai RMSE dan MAE yang sangat rendah serta skor  $R^2$  tertinggi (0.904), menunjukkan kualitas prediksi yang konsisten pada data uji. Sebaliknya, *Linear Regression* memiliki performa terendah karena ketidakmampuannya menangkap hubungan non-linear antara kecepatan angin dan daya turbin, sementara *Random Forest* memberi hasil lebih baik daripada regresi linear namun tetap kalah akurat dibandingkan model logistic.

Selain itu, dua metode optimasi parameter logistic turut dianalisis, yaitu *curve\_fit* dan Particle Swarm Optimization (PSO). *curve\_fit* bekerja secara deterministik menggunakan algoritma least-squares berbasis Levenberg–Marquardt/trust-region, sedangkan PSO melakukan pencarian global secara populasi. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa keduanya

menghasilkan parameter dan metrik performa yang hampir identik ( $RMSE \approx 404.09$ ), menandakan bahwa PSO berhasil menemukan solusi optimum global yang sebanding dengan solusi numerik klasik. Walaupun *curve\_fit* lebih efisien secara komputasi, PSO tetap unggul dalam fleksibilitas, terutama ketika model dikembangkan menjadi lebih kompleks atau melibatkan constraint yang lebih ketat.

**Tabel 4.** Parameter Optimal Logistic Model Hasil Optimasi PSO.

Model	RMSE	MAE	R <sup>2</sup>
Linear Regression	540.996569	388.932912	0.828474
Logistic + <i>curve_fit</i>	404.092193	179.959535	0.904302
Random Forest	477.040966	201.049218	0.866632
Logistic + PSO	404.092202	179.959789	0.904302

## 5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model logistic tiga-parameter yang dioptimasi menggunakan Particle Swarm Optimization (PSO) untuk memodelkan kurva daya turbin angin berbasis data SCADA. Model Logistic-PSO mampu merepresentasikan karakteristik non-linear dengan baik, ditunjukkan oleh nilai R<sup>2</sup> sebesar 0.904 serta error rendah (RMSE 404.09 dan MAE 179.96). Dibandingkan Linear Regression, Random Forest, dan logistic berbasis *curve\_fit*, model ini memberikan performa paling unggul dan konsisten. Hasil bootstrap menunjukkan parameter yang stabil, sementara analisis residual mengungkapkan adanya heteroskedastisitas dan kecenderungan overestimasi pada beberapa rentang kecepatan angin, meskipun secara keseluruhan model tetap akurat, stabil, dan layak diterapkan untuk prediksi daya turbin angin.

Ke depan, penelitian ini dapat dikembangkan dengan penggunaan model hybrid atau ensemble untuk menangkap dinamika pada kondisi turbulensi dan beban ekstrem. Pola heteroskedastisitas perlu diatasi menggunakan transformasi data atau metode pemodelan yang lebih robust, serta validasi pada berbagai tipe turbin dan kondisi geografis diperlukan agar model lebih general. Analisis sensitivitas parameter PSO juga penting untuk mendapatkan konfigurasi optimasi terbaik, dan kajian implementasi real-time pada sistem kontrol turbin angin perlu dilakukan guna mengevaluasi kebutuhan komputasi serta potensi penerapannya di lapangan.

**DAFTAR REFERENSI**

- Ahmad Putra, Z., Zindhu Maulana, P., Purwidi Asri, F., Romadloni, F., & Raimundus Risa Arnestanta. (2023). Penerapan algoritma particle swarm optimization untuk meningkatkan efisiensi daya keluaran panel surya. *Jurnal Teknik Elektro dan Komputer TRIAC*, 10(2), 56–64. <https://doi.org/10.21107/triac.v10i2.20717>
- Dc, Pada, & A. C. Mikrogrid. (n.d.). Manajemen aliran energi menggunakan algoritma genetik pada DC/AC mikrogrid. <https://doi.org/10.26623/elektrika.v17i2.12915>
- Ga, Metode. (2025). Optimasi sistem distribusi daya listrik menggunakan pendekatan. 5(September), 98–105.
- Habiby, J. S., Triwiyatno, A., & Andromeda, T. (2021). Perancangan algoritma optimasi menggunakan particle swarm optimization (PSO) untuk model wind turbine farm. *AutoMech: Jurnal Teknik Mesin*, 1(01), 5–11. <https://doi.org/10.24269/jtm.v1i01.4123>
- Hayuningtyas, R. Y., & Sari, R. (2023). Analisis sentimen terhadap pengguna aplikasi Instagram di Google Play Store menggunakan support vector machine. *Journal of Accounting Information System*, 05(01), 1–10.
- Informatika, Jurnal, Naim, M., & Tahir, A. (2025). Optimasi pembangkit hybrid energi terbarukan pada kampus vokasi ATS menggunakan metode wild horse optimization (WHO). *Jurnal Teknologi Energi*, 5(2), 123–134.
- Jaadi, M. E., Haidi, T., & Bouabdallaoui, D. (2023). Particle swarm optimization for the optimal layout of wind turbines inside a wind farm. *IAES International Journal of Artificial Intelligence*, 12(3), 1260–1269. <https://doi.org/10.11591/ijai.v12.i3.pp1260-1269>
- Karjadi, M. (2024). Desain turbin angin modern sebagai upaya meningkatkan efisiensi dan kinerja energi angin. *Ranah Research: Journal of Multidisciplinary Research and Development*, 7(1), 457–467. <https://doi.org/10.38035/rrij.v7i1.1217>
- Kaviani, H. R., & Moshfeghi, M. (2023). Multi-megawatt horizontal axis wind turbine blade optimization based on PSO method. *Aerospace*, 10(2). <https://doi.org/10.3390/aerospace10020158>
- Mquqwana, M. A., & Krishnamurthy, S. (2024). Particle swarm optimization for an optimal hybrid renewable energy microgrid system under uncertainty. *Energies*, 17(2). <https://doi.org/10.3390/en17020422>
- Nugroho, H., Mongan, C. A., & Ignatius, R. P. (2022). Pengaturan pitch angle turbin angin menggunakan metode particle swarm optimization dan genetic algorithm. *Petir*, 15(2), 174–184. <https://doi.org/10.33322/petir.v15i2.1639>
- Nugroho, H., Saputra, M. A., & Anwar, M. F. (2023). Optimasi daya generator angin melalui pitch angle control dengan particle swarm optimization dan genetic algorithm. *Petir*, 16(1), 100–108. <https://doi.org/10.33322/petir.v16i1.1704>
- Nugroho, H., Yusva, N. A., & Pandiangan, O. I. M. (2022). Penerapan metode particle swarm optimization dan genetic algorithm pada optimisasi sudut kelengkungan turbin air Banki untuk mendapatkan efisiensi daya optimal. *ENERGI & KELISTRIKAN*, 14(1), 82–89. <https://doi.org/10.33322/energi.v14i1.1636>
- Ouhdan, M., Ait Madi, A., & Hassoine, M. A. (2025). Energy and wake effects optimization of offshore wind farm using PSO algorithm. *E3S Web of Conferences*, 601, 1–12. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202560100098>

- Prasetyo, A. A., Rafinda, F. A., & Nugroho, H. (2022). Perbandingan metode optimasi non-linear particle swarm optimization (PSO) dengan metode interior point untuk optimasi daya pada turbin angin dengan menentukan nilai optimum pitch angle. *Kilat*, 11(1), 103–110. <https://doi.org/10.33322/kilat.v11i1.1324>
- Putra, F. A. I. A., Sulaksono, A. G., Utomo, L. T., & Khamdani, A. R. (2023). Klasifikasi buah dan sayur menggunakan fitur ekstraksi HOG dan metode KNN. *Jurnal Informatika Polinema*, 10(1), 45–52. <https://doi.org/10.33795/jip.v10i1.1433>
- Rahman, F., Nurjannah, I., Novita Sari, H., Christian, A., & Hidayat, M. K. (2023). Optimalisasi metode blade turbin angin sumbu horizontal. *Otopro*, 18(2), 59–64. <https://doi.org/10.26740/otopro.v18n2.p59-64>
- Suprpto, M., & Muttaqin, I. (2024). Optimalisasi turbin angin Darrieus dengan variasi perbandingan jumlah sudu. *Jurnal Sains dan Teknologi*, 3(1), 37–44. <https://doi.org/10.58169/saintek.v3i1.528>
- Wahyudi, M. F., & Setyawidayat, S. (2021). Metode particle swarm optimization untuk menentukan daya optimal turbin gas PLTGU Grati berdasarkan heat rate. 2(1), 37–46.
- Yuniari, N. P. W. (2024). Penerapan teknik multi-level thresholding fuzzy entropy dan differential evolution pada kompresi citra. *Jurnal Teknologi Informasi dan Komputer*, 10(2), 132–141. <https://doi.org/10.36002/jutik.v10i2.2973>