Jurnal EurekaMatika

Journal homepage: https://ejournal-science.upi.edu/jem/index
doi: https://doi.org/10.17509/jem.v14i1.237

Support Vector Regression untuk Peramalan Kecepatan Rata-Rata Angin di Kota Bengkulu dengan Menggunakan *Genetic Algorithm* dan *Particle Swarm Optimization*

Novi Puspita[1], Wina Ayu Lestari[2],Riska Mulyani[3], Nindya Wulandari[4],*

[1,2]Program Studi S1 Statistika, Universitas Bengkulu
[3]Program Studi S1 Statistika, Universitas Syiah Kuala
[4]Program Studi S1 Statistika, Universitas Riau
*Correspondence author: npuspita@unib.ac.id

ABSTRAK

Kecepatan angin rata-rata merupakan salah satu parameter meteorologis penting yang berpengaruh terhadap berbagai sektor, seperti energi terbarukan, transportasi, serta mitigasi bencana. Informasi mengenai prediksi kecepatan angin rata-rata diperlukan untuk mendukung pengambilan keputusan yang tepat, khususnya dalam menghadapi dinamika perubahan iklim yang semakin kompleks. Penelitian ini bertujuan memprediksi kecepatan angin rata-rata di Kota Bengkulu menggunakan pendekatan S*upport Vector Regression* (SVR) yang dioptimasi dengan dua algoritma metaheuristik, yaitu G*enetic Algorithm* (GA) dan *Particle Swarm Optimization* (PSO). Model hasil kombinasi tersebut masing-masing disebut GA-SVR dan PSO-SVR. Evaluasi kinerja model menggunakan indikator *Mean Absolute Deviation* (MAD) menunjukkan bahwa model PSO-SVR memberikan nilai MAD lebih rendah daripada GA-SVR. Dengan demikian, model PSO-SVR memiliki performa prediksi lebih baik dalam memodelkan kecepatan angin rata-rata di wilayah studi sehingga kombinasi metode SVR dengan PSO dapat menjadi alternatif andal dalam prediksi parameter meteorologi yang kompleks dan nonlinier.

© 2026 Kantor Jurnal dan Publikasi UPI

INFORMASI ARTIKEL

Sejarah Artikel:

Diterima 14 Maret 2026
Direvisi 16 April 2026
Disetujui 13 Mei 2026
Tersedia online 15 Mei 2026
Dipublikasikan 15 Mei 2026

Kata Kunci:
GA-SVR,
Kecepatan angin rata-rata,
PSO-SVR,
SVR.

ABSTRACT

Average wind speed is one of the key meteorological parameters that significantly influences various sectors, such as renewable energy, transportation, and disaster mitigation. Accurate forecasting of average wind speed is essential for supporting effective decision-making, especially in response to the increasingly complex dynamics of climate change. This study aims to predict the average wind speed in Bengkulu City using the Support Vector Regression (SVR) approach optimized with two metaheuristic algorithms: Genetic Algorithm (GA) and Particle Swarm Optimization (PSO). The resulting hybrid models are referred to as GA-SVR and PSO-SVR, respectively. Model performance was evaluated using the Mean Absolute Deviation (MAD) metric. The analysis and finding shows that the PSO-SVR model offers better predictive performance for modelling average wind speed in the study area. Therefore, it is more reliable and effective in forecasting complex and nonlinear meteorological parameters.

© 2026 Kantor Jurnal dan Publikasi UPI

Keywords:
Average wind speed,
GA-SVR,
PSO-SVR,
SVR.

1. PENDAHULUAN

Kecepatan angin rata-rata diukur atau dihitung dalam periode waktu tertentu dalam satuan meter per detik (m/s). Kecepatan angin merupakan salah satu parameter meteorologi yang memiliki peran penting dalam berbagai sektor, seperti energi terbarukan, penerbangan, pelayaran, pertanian, dan sistem peringatan dini terhadap bencana alam. Pada beberapa ukuran kecepatan angin, nilai rata-rata kecepatan angin menjadi indikator yang lebih stabil sehingga representatif sebagai acuan dalam keperluan analisis jangka menengah hingga panjang. Informasi mengenai kecepatan angin rata-rata sangat penting sebagai bentuk antisipasi terhadap perubahan iklim yang semakin dinamis. Data ini diperlukan untuk mendukung pengambilan keputusan yang tepat dalam berbagai sektor. Sebagai contoh, penelitian oleh Rahayu *et al.* (2023) menunjukkan bahwa kecepatan angin memiliki pengaruh yang cukup signifikan terhadap luas wilayah *upwelling.* Selain itu, Hidayanti & Dewangga (2019) dalam penelitiannya yang berjudul Rancang bangun pembangkit hybrid tenaga angin dan surya dengan penggerak otomatis pada panel surya menyatakan bahwa kecepatan angin turut memengaruhi efisiensi kinerja panel surya. Lebih lanjut, kecepatan angin rata-rata juga menjadi faktor penting dalam perencanaan dan pengembangan Pembangkit Listrik Tenaga Bayu (PLTB), yang sangat bergantung pada kestabilan dan kontinuitas sumber daya angin. Hal ini didukung oleh penelitian Muhabil *et al.* (2024) yang menganalisis potensi PLTB berdasarkan karakteristik kecepatan angin rata-rata di suatu wilayah.

Selain itu, prediksi kecepatan angin rata-rata juga dapat mendukung pengambilan keputusan dalam mitigasi risiko cuaca ekstrem serta efisiensi kegiatan operasional di sektor-sektor sensitif terhadap perubahan angin. Di provinsi Bengkulu dalam penelitian Agustina *et al.* (2025) menyebutkan bahwa faktor utama yang berkontribusi terhadap bencana khususnya kejadian banjir rob adalah kecepatan angin. Karakteristik kecepatan angin yang bersifat nonlinier dan dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti topografi, musim, dan suhu permukaan menyebabkan prediksi kecepatan rata-rata angin ini menjadi tantangan tersendiri. Berdasarkan hal tersebut, maka diperlukan metode prediksi yang mampu menangani kompleksitas data dan pola nonlinier tersebut secara efektif (Puspita *et al.*, 2022). Dalam konteks ini, pendekatan berbasis kecerdasan buatan seperti *Support Vector Regression* (SVR) yang kemudian akan dikombinasikan dengan algoritma optimasi seperti *Genetic Algorithm* (GA) dan *Particle Swarm Optimization* (PSO) menawarkan potensi solusi yang lebih akurat dan adaptif. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk melihat bagaimana performa GA-SVR dan PSO-SVR dalam memberikan prediksi kecepatan angin rata-rata, khususnya di wilayah Kota Bengkulu.

1.1 Support Vector Regression (SVR)

Support Vector Regression (SVR) merupakan pengembangan dari *Support Vector Machine* (SVM) yang digunakan untuk pemodelan regresi dan pemodelan data deret waktu. Cara kerja metode SVR dimulai dengan menggunakan data latih, kemudian ditentukan suatu fungsi regresi dengan batasan deviasi tertentu sehingga dapat menghasilkan nilai prediksi yang mendekati nilai aktual. Misalkan diberikan data latih sebagaimana persamaan 1 berikut :

$$\{(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)\} \subset X \times R. \quad (1)$$

Berdasarkan persamaan 1 akan dibentuk suatu fungsi regresi dengan batasan deviasi tertentu sehingga mampu menghasilkan nilai prediksi yang mendekati nilai aktual. Tujuan SVR adalah memperoleh fungsi yang memiliki deviasi tidak lebih dari ε terhadap nilai target aktual

y_i untuk seluruh data latih. Untuk itu, digunakan suatu fungsi regresi linier $f(x)$ yang dirumuskan sebagai persamaan 2 dengan keterangan notasi ditampilkan pada Tabel 1.

$$f(x) = \langle w^T, x \rangle + b \; ; w \in X, b \in R \tag{2}$$

Tabel 1. Keterangan Notasi

W	vektor normal pada *Hyperplane*
X	data pada peubah penjelas
B	*intersep* model
y_i	data pada peubah respon ke-i
ε	batas nilai deviasi antara nilai aktual dan nilai prediksi

Selanjutnya meminimumkan $norm\|w\|^2$dengan formula (Bermolen & Rossi, 2009) sebagai persamaan 3, dengan keterangan notasi ditampilkan pada Tabel 2:

$$min \frac{1}{2} \|w\|^2 \tag{3}$$

$$slack \{y_i - \langle w, x_i \rangle - b \leq \mathcal{E} \; \langle w, x_i \rangle + b - y_i \leq \mathcal{E}$$

Tabel 2. Keterangan Notasi

x_i	data pada peubah penjelas ke-i
y_i	data pada peubah respon ke-i
ε	batas nilai deviasi antara nilai aktual dan nilai prediksi

Pada persamaan (3) dapat dilihat terdapat beberapa deviasi perlu dievaluasi dengan penerapan *soft margin* dan *loss function* dengan menggunakan peubah *slack,* dengan keterangan notasi ditampilkan pada Tabel 3*. K*endala yang tidak memungkinkan dalam masalah optimasi pada formula (3) akan diatasi dengan optimasi pada persamaan 4, dimana Tabel 3 menampilkan keterangan notasi:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^{l} \quad (\xi_i + \xi_i^*) \tag{4}$$

$$\text{kendala } \{y_i - \langle w, x_i \rangle - b \leq \mathcal{E} + \xi_i^* \; \langle w, x_i \rangle + b - y_i \leq \mathcal{E} + \xi_i^* \; \xi_i, \xi_i^* \geq 0$$

Tabel 3. Keterangan Notasi

C	batas kesalahan klasifikasi pada *soft margin*
ξ_i, ξ_i^*	peubah *slack*
ε	batas nilai deviasi antara nilai aktual dan nilai prediksi

Berdasarkan Smola & Schölkopf (2004) konstanta $C > 0$ menentukan *trade-off* antara tingkat *flatness* dari f dan batas atas deviasi yang lebih dari ε yang masih dapat ditoleransi. Hal ini berhubungan dengan ε*-insensitive loss function* dengan formulasi persamaan 5 berikut:

$$|\xi|_\varepsilon = \{ \quad 0 \quad untuk \;\; |\xi| \leq \;\; \varepsilon \; |\xi| - \varepsilon \; dan \; lainnya \tag{5}$$

Permasalahan optimasi pada persamaan diatas dibentuk pada SVR sebagai persamaan 6 berikut:

$$max\{-\frac{1}{2}\sum_{i,j=1}^{l}(\alpha_i-\alpha_i^*)(\alpha_j-\alpha)\langle x_i,x_j\rangle-\varepsilon\sum_{i,j=1}^{l}(\alpha_i-\alpha_i^*)+\sum_{i,j}^{l}y_i(\alpha_i-\alpha) \quad (6)$$

$$kendala\sum_{i,j}^{l}(\alpha_i-\alpha_i^*)=0\ dan\ \alpha_i,\alpha_i^*\epsilon[0,C]$$

Sehingga $f(x)$ diperoleh sebagai persamaan 7, dengan keterangan notasi ditampilkan pada Tabel 4 sebagai berikut:

$$f(x)=\sum_{i=1}^{l}(\alpha_i-\alpha_i^*)\langle x_i,x\rangle+b \quad (7)$$

Tabel 4. Keterangan Notasi

$\alpha i, \alpha i^*$	Lagrange Multiplier
$K(x_i, x_j)$	fungsi kernel
b	konstanta

Salah satu kernel yang digunakan kernel SVR yaitu kernel *Radial Basis Function* (RBF). Kernel RBF dinotasikan dengan fungsi sebagai persamaan 8 dengan keterangan notasi ditampilkan pada Tabel 5 berikut :

$$K(x_i,x_j)=exp\ exp\ (-\gamma\|x_i-x_j\|^2 \quad (8)$$

Tabel 5. Keterangan Notasi

$x_i - x_j$	sampel yang di representasikan vektor fitur dalam ruang input
γ	ukuran similaritas 2 vektor

1.2 Algoritma Genetik

Algoritma genetik merupakan salah satu metode optimasi yang digunakan untuk mencari solusi dari suatu masalah dengan menggunakan sebuah prinsip dasar meniru proses evolusi yang terjadi pada makhluk hidup, sehingga istilah yang digunakan menyerap istilah yang ada pada ilmu biologi seperti individu (kromosom), reproduksi, mutasi, rekombinasi, seleksi, dan fungsi *fitness*. Salah satu keuntungan dari GA yaitu dapat diterapkan pada peubah kontinu ataupun peubah diskrit (Hamblin, 2013). Selain itu, algoritma genetik memiliki keunggulan dalam menangani permasalahan yang kompleks, nonlinier, dan memiliki banyak kemungkinan solusi. Sehingga lebih fleksibel dibandingkan metode optimasi konvensional. Proses pencarian solusi dilakukan secara iteratif melalui pembentukan populasi baru yang diharapkan memiliki kualitas solusi yang semakin baik pada setiap generasi, sehingga

memungkinkan diperolehnya solusi optimal atau mendekati optimal secara efisien (Suci & Irhamah, 2017).

1.3 *Particle Swarm Optimization*

Particle Swarm Optimization (PSO) adalah metode optimasi berbasis populasi. PSO memulai pencarian dari populasi acak yang disebut partikel, setiap partikel menyesuaikan posisinya berdasarkan pengalaman terbaiknya sendiri (*local best)* dan pengalaman terbaik dari seluruh populasi (Wang *et al.*, 2018).

2. METODE

2.1 Data Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data sekunder kecepatan rata-rata angin di Kota Bengkulu periode bulan Januari tahun 2020 hingga Juli 2025 yang diperoleh berdasarkan catatan Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG) Bengkulu. Adapun analisis pada penelitian ini dilakukan dengan bantuan *software* R.

2.2 Metode Penelitian

1. Data pengamatan dibagi menjadi data latih dan data uji.
2. Menentukan fungsi kernel yang digunakan. Pada penelitian ini menggunakan fungsi kernel *Radial Basis Function* (RBF).
3. Menentukan *range* nilai parameter C, ε, dan γ untuk optimasi *Hyperplane* pada data latih.
4. Melakukan pemodelan SVR berdasarkan *range* nilai parameter.
5. Melakukan analisis SVR menggunakan optimasi *Genetic Algorithm* (GA) dengan tahapan:
   a. Menyusun kromosom dengan membangkitkan 100 kromosom. Kromosom yang dibangkitkan terdiri dari tiga gen yang merupakan parameter model SVR
   b. Menentukan nilai *fitness*, nilai *fitness* yang digunakan yaitu nilai negatif MAD.
   c. Melakukan proses seleksi sebanyak 100 kromosom dari sejumlah induk yang berasal dari populasi dengan seleksi *Roulette Wheel.*
   d. Melakukan proses pindah silang jika nilai bilangan acak yang dibangkitkan kurang dari nilai peluang pindah silang (P_c) sebesar 0,8.
   e. Melakukan proses mutasi jika nilai bilangan acak yang dibangkitkan kurang dari nilai probabilitas mutasi (Pm) sebesar 0,01.
   f. Melakukan proses *elitism.*
   g. Melakukan pergantian populasi lama dengan generasi baru dengan cara memilih sejumlah kromosom yang memiliki nilai *fitness* terbaik yang telah melalui proses seleksi, pindah silang dan *elitism*.
   h. Melakukan pengecekan terhadap solusi yang telah diperoleh. Solusi telah mencapai kriteria apabila nilai *fitness* terbaik telah konvergen. Jika kondisi ini belum terpenuhi maka proses optimasi akan diulang dari langkah 5c.
   i. Memasukkan parameter yang diperoleh berdasarkan optimasi GA ke dalam algoritma SVR.
   j. Mengukur ketepatan model berdasarkan nilai MAD.
6. Melakukan analisis SVR menggunakan metode yang kedua, *Particle Swarm Optimization* (PSO) dengan tahapan:

a. Mendefinisikan jumlah partikel, batas iterasi maksimum, bobot inersia, batas maksimum kecepatan, koefisien komponen tiap partikel (C1) dan koefisien komponen semua partikel (C2). Jumlah partikel yang digunakan adalah 100 partikel dengan batas iterasi maksimum adalah 100 kali iterasi. Bobot inersia (w) bernilai 0,9 dan batasan kecepatan maksimum 1. dengan C1 dan C2 bernilai 0,2.
b. Menginisialisasikan vektor posisi dari tiap partikel. Dimensi dari partikel PSO ditentukan dari jumlah parameter yang akan sudah optimal. Pada penelitian ini parameter yang akan dioptimasi adalah parameter dari model SVR dengan fungsi kernel RBF yaitu *cost*, *gamma* dan *epsilon*. Jadi vektor posisi terbentuk dalam ukuran 3x1, karena terdapat tiga parameter yang akan dioptimasi. Posisi parameter akan dibangkitkan secara acak di antara *range* parameter yang digunakan.
c. Menentukan *fitness function* dengan menggunakan nilai MAD. Dari 100 vektor posisi dihitung nilai fitnessnya dan kemudian diurutkan dari nilai terkecil hingga terbesar.
d. Langkah selanjutnya adalah melakukan pergeseran nilai partikel.
e. Kemudian langkah a hingga d diulang hingga mencapai batas iterasi atau setelah semua partikel menghasilkan *fitness* yang konvergen.
f. Mengukur ketepatan akurasi model berdasarkan nilai MAD.

7. Membandingkan kinerja model GA-SVR dan PSO-SVR berdasarkan nilai MAD.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 GA-SVR

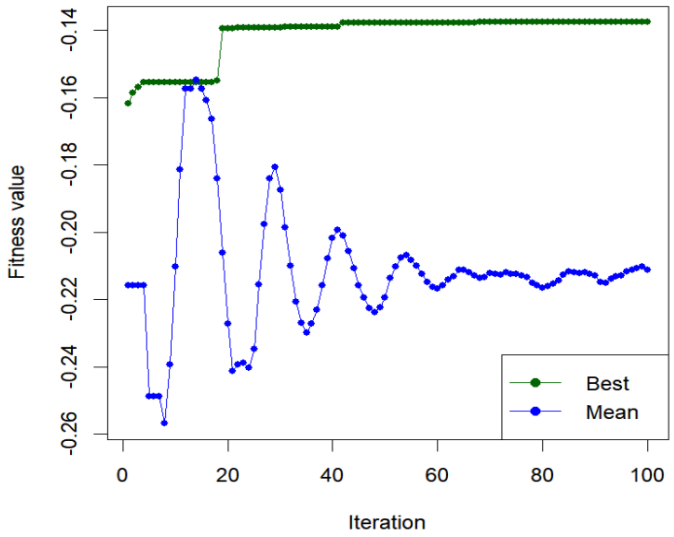
Support Vector Regression (SVR) merupakan pengembangan dari metode *Support Vector Machine* (SVM) (Sabzekar & Hasheminejad, 2021) yang diterapkan untuk pemodelan regresi serta analisis data deret waktu (*time series*). Analisis model SVR dilakukan menggunakan fungsi kernel RBF memiliki tiga parameter yaitu *cost, epsilon,* dan *gamma.* Parameter tersebut digunakan untuk menentukan nilai tiga parameter yang diperoleh dengan optimasi menggunakan metode *grid search*. *Range* parameter yang digunakan pada penelitian ini berturut-turut untuk C, γ, dan ε adalah (0,01 – 10); (0,6-1,5) dan (0,1-1). Berdasarkan nilai awal parameter tersebut proses SVR mendapatkan nilai parameter optimal untuk C, γ, dan ε yaitu 1,60; 0,55; dan 0,09. Peramalan pada data kecepatan angin rata-rata di Kota Bengkulu untuk periode bulan Januari 2020 hingga Juli 2025 yaitu dengan nilai MAD untuk model GA-SVR sebesar 0,354. Nilai ini mengindikasikan bahwa rata-rata kesalahan absolut antara nilai prediksi dan nilai aktual relatif kecil, sehingga model dapat dikatakan memiliki tingkat akurasi yang cukup baik dalam memodelkan data kecepatan angin. Namun demikian, nilai MAD tersebut juga menunjukkan bahwa masih terdapat selisih prediksi yang perlu diminimalkan, yang menjadi dasar dilakukannya perbandingan dengan metode optimasi lain, yaitu PSO-SVR, untuk memperoleh performa model yang lebih optimal.

3.2 PSO-SVR

Peramalan kecepatan rata-rata angin di Kota Bengkulu merupakan langkah penting dalam mendukung berbagai sektor seperti mitigasi perubahan iklim, perencanaan energi terbarukan yang dapat digunakan sebagai masukan untuk pengelolaan lingkungan. Penelitian ini menggunakan metode *Particle Swarm Optimization–Support Vector Regression* (PSO-SVR), yang menggabungkan kemampuan optimasi global dari PSO dalam menentukan parameter terbaik dengan keunggulan SVR dalam memodelkan hubungan nonlinier pada data.

Pendekatan ini diharapkan mampu menghasilkan model peramalan yang lebih akurat, terutama dalam menangani pola data kecepatan angin yang fluktuatif dan kompleks.

Berdasarkan proses optimasi yang dilakukan menggunakan algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO), diperoleh pola konvergensi yang menunjukkan efektivitas proses pencarian solusi optimal seperti yang terlihat pada Gambar 1. Proses diawali dengan inisialisasi parameter PSO, digunakan 100 partikel, batas maksimum iterasi sebanyak 100, bobot inersia sebesar 0,9, kecepatan maksimum 1, serta koefisien pembelajaran individu (C1) dan sosial (C2) masing-masing bernilai 0,2. Setiap partikel direpresentasikan dalam bentuk vektor berdimensi tiga, sesuai dengan jumlah parameter *Support Vector Regression* (SVR) yang akan dioptimasi, yaitu *Cost, Gamma*, dan *Epsilon* dari fungsi kernel RBF. Evaluasi performa model dilakukan berdasarkan nilai *Mean Absolute Deviation* (MAD) yang digunakan sebagai fungsi objektif. Pada iterasi awal, nilai *fitness* terbaik mengalami peningkatan signifikan, mencerminkan proses eksplorasi solusi oleh partikel-partikel yang tersebar secara acak di ruang pencarian. Proses eksplorasi ini berlangsung hingga sekitar iterasi ke-30, sebelum akhirnya nilai *fitness* terbaik mencapai kondisi konvergen di angka –0,14. *Best Solution* sudah diperoleh dengan iterasi yang tidak mengalami perubahan signifikan hingga iterasi ke-100.



Gambar 1. Performa PSO-SVR

Sementara itu, kurva m*ean fitness* menunjukkan adanya fluktuasi tinggi pada awal iterasi, hal ini menunjukkan aktivitas pencarian aktif di seluruh populasi. Kemudian fluktuasi ini mulai konvergen setelah iterasi ke-40, yang mengindikasikan bahwa sebagian besar partikel telah menuju area yang sama (*global best)*. Hal ini menunjukkan bahwa algoritma PSO dalam penelitian ini berhasil menjaga keseimbangan antara eksplorasi dan eksploitasi, dua komponen penting dalam proses optimasi. Secara keseluruhan, hasil optimasi ini dapat dikatakan bahwa PSO-SVR cukup efektif dalam meminimalkan fungsi objektif. Model SVR yang telah dioptimasi menggunakan parameter terbaik dari PSO menghasilkan nilai MAD sebesar 0,288, yang menunjukkan tingkat kesalahan prediksi yang relatif rendah. Dengan demikian, kombinasi PSO-SVR dapat diandalkan dalam membangun model prediksi kecepatan angin yang akurat dan stabil.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, diperoleh bahwa model *Genetic Algorithm–Support Vector Regression* (GA-SVR) menghasilkan nilai *Mean Absolute Deviation* (MAD) sebesar 0,354, sedangkan model *Particle Swarm Optimization–Support Vector Regression* (PSO-SVR) menghasilkan nilai MAD yang lebih rendah, yaitu sebesar 0,288. Hasil ini menunjukkan bahwa model PSO-SVR memiliki kinerja yang lebih baik dalam memprediksi kecepatan angin rata-rata di Kota Bengkulu. Dengan demikian, metode PSO-SVR dapat dijadikan sebagai pendekatan yang lebih efektif dan andal dalam pemodelan serta peramalan data kecepatan angin yang bersifat kompleks dan nonlinier.

5. DAFTAR PUSTAKA

Agustina, L. A., Lubis, A. M., & Pranowo, W. S. (2025). Analisis kejadian banjir rob di Provinsi Bengkulu periode 2022-2024. *Jurnal Kelautan Tropis*, *28*(1), 25–34.

Bermolen, P., & Rossi, D. (2009). Support vector regression for link load prediction. *Computer Networks*, *53*(2), 191–201.

Hamblin, S. (2013). On the practical usage of genetic algorithms in ecology and evolution. *Methods in Ecology and Evolution*, *4*(2), 184-194.

Hidayanti, D., & Dewangga, G. (2019). Rancang bangun pembangkit hybrid tenaga angin dan surya dengan penggerak otomatis pada panel surya. *Eksergi*, *15*(3), 93-101.

Muhabil, I., Hari, K., Hasan, I., Oka Widyantara, I. M., & Sukerayasa, I. W. (2024). Analisis potensi pembangkit listrik tenaga angin di Taman Teknologi Tower Turyapada. *Jurnal SPEKTRUM*, *11*(3), 41.

Puspita, N., Mochamad Afendi, F., & Sartono, B. (2022). Comparison of sarima, svr, and ga-svr methods for forecasting the number of rainy days in bengkulu city. *BAREKENG: J. Il. Mat. & Ter*, *16*(1), 355–362.

Rahayu, S. D., Setiyono, H., & Indrayanti, E. (2023). Hubungan kecepatan angin dengan luasan upwelling intensitas kuat di Perairan Selatan Jawa pada kejadian la nina, el nino dan normal. *Indonesian Journal of Oceanography*, *5*(1), 7-17.

Sabzekar, M., & Hasheminejad, S. M. H. (2021). Robust regression using support vector regressions. *Chaos, Solitons and Fractals*, *144*, 110738.

Smola, A. J., & Schölkopf (2004). A tutorial on support vector regression. *Statistics and Computing*, *14*(3), 199–222.

Suci, K. W., & Irhamah, I. (2017). Peramalan curah hujan sebagai pendukung kalender tanam padi di Pos Kedungadem Bojonegoro menggunakan arima, support vector regression dan genetic algorithm-svr. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, *6*(1), 157-163.

Wang, D., Tan, D., & Liu, L. (2018). Particle swarm optimization algorithm: an overview. *Soft computing*, *22*(2), 387-408.